



UNIL | Université de Lausanne

Unicentre

CH-1015 Lausanne

<http://serval.unil.ch>

Year : 2018

Exploitation des traces de semelles dans la lutte contre la délinquance sérielle

**Conception et apport d'une banque de données dans le cadre du renseignement
forensique**

Julien Pasquier

Julien Pasquier, 2018, Exploitation des traces de semelles dans la lutte contre la délinquance sérielle
Conception et apport d'une banque de données dans le cadre du renseignement forensique

Originally published at : Thesis, University of Lausanne

Posted at the University of Lausanne Open Archive <http://serval.unil.ch>

Document URN : urn:nbn:ch:serval-BIB_215C1B7DCCA44

Droits d'auteur

L'Université de Lausanne attire expressément l'attention des utilisateurs sur le fait que tous les documents publiés dans l'Archive SERVAL sont protégés par le droit d'auteur, conformément à la loi fédérale sur le droit d'auteur et les droits voisins (LDA). A ce titre, il est indispensable d'obtenir le consentement préalable de l'auteur et/ou de l'éditeur avant toute utilisation d'une oeuvre ou d'une partie d'une oeuvre ne relevant pas d'une utilisation à des fins personnelles au sens de la LDA (art. 19, al. 1 lettre a). A défaut, tout contrevenant s'expose aux sanctions prévues par cette loi. Nous déclinons toute responsabilité en la matière.

Copyright

The University of Lausanne expressly draws the attention of users to the fact that all documents published in the SERVAL Archive are protected by copyright in accordance with federal law on copyright and similar rights (LDA). Accordingly it is indispensable to obtain prior consent from the author and/or publisher before any use of a work or part of a work for purposes other than personal use within the meaning of LDA (art. 19, para. 1 letter a). Failure to do so will expose offenders to the sanctions laid down by this law. We accept no liability in this respect.



UNIL | Université de Lausanne

Faculté de droit, des sciences criminelles et d'administration publique

Ecole des sciences criminelles

Exploitation des traces de semelles dans la lutte contre la délinquance sériele

Conception et apport d'une banque de données dans le cadre du renseignement forensique

THÈSE DE DOCTORAT

présentée à la

Faculté de droit, des sciences criminelles et d'administration
publique de l'Université de Lausanne

pour l'obtention du grade de

Docteur ès sciences en science forensique

par

Julien Pasquier

Sous la direction du Professeur Christophe Champod

Lausanne

2018

ISBN 2-940098-87-5

Unil

UNIL | Université de Lausanne
Ecole des sciences criminelles
bâtiment Batochime
CH-1015 Lausanne

IMPRIMATUR

A l'issue de la soutenance de thèse, le Jury autorise l'impression de la thèse de M. Julien Pasquier, candidat au doctorat en science forensique, intitulée

« Exploitation des traces de semelles dans la lutte contre la délinquance sérielle. Conception et apport d'une banque de données dans le cadre du renseignement forensique. »

Le Président du Jury



Professeur Pierre Esseiva

Lausanne, le 18 décembre 2018

Julien Pasquier

Exploitation des traces de semelles dans la lutte contre la délinquance sérielle

Conception et apport d'une banque de données dans le cadre du renseignement forensique

Président du jury

Prof. Pierre Esseiva

Membres du jury

Prof. Olivier Ribaux

Dr. Alexandre Girod

Mme Dominique Saint-Dizier

Directeur de thèse

Prof. Christophe Champod

ISBN 2-940098-87-5

Université de Lausanne


École des sciences criminelles

Faculté de droit, des sciences criminelles et d'administration publique

1015 Lausanne

Février 3 Une bicyclette N° 1949/63776, propriété Edouard Vermeir. Pneu 37
 est en panne à la gare depuis le 6.11.49. Pas de plainte. KJ

Fév. 8 M. Jakob, laiterie, Numa-Droz 1, signale qu'une tentative de vol a été faite cette nuit.
 Des constatations faites sur place, il résulte que l'auteur a décroché une grille d'un soupirail
 côté nord de l'immeuble, laquelle a été re-
 trouvée un peu plus loin. On n'est pas entré
 dans la laiterie. Des traces de pas dans
 la neige indiquent que l'auteur était chaussé
 de souliers en caoutchouc, longueur de la
 semelle avec talon : 30 cm. La semelle
 seule a une longueur de 11 cm et le talon
 8,5 x 8,5 cm. Pas de plainte, pas de
 soupçon. M. Dur - M. Bougati



Extrait du journal du poste de gendarmerie de la Chaux-de-Fonds, 8 février 1950 :

« M. Jakob, laiterie, Numa-Droz 1, signale qu'une tentative de vol a été faite cette nuit. Des constatations faites sur place, il résulte que l'auteur a décroché une grille d'un soupirail côté nord de l'immeuble, laquelle a été retrouvée un peu plus loin. On n'est pas entré dans la laiterie. Des traces de pas dans la neige indiquent que l'auteur était chaussé de souliers en caoutchouc, longueur de la semelle avec talon : 30cm. La semelle seule a une longueur de 11cm et le talon 8.5x8.5cm. Pas de plainte, pas de soupçon. »

Bien que le cas soit sans gravité et ne fasse pas l'objet d'une plainte, le gendarme a pris soin de documenter la trace de semelle observée sur les lieux et d'en faire un croquis dans la marge du journal de poste. A toute fins utiles...

Table des matières

Table des matières	1
Résumé	4
Abstract	6
Remerciements	8
Table des abréviations	10
Avant-propos	11
1 Introduction	13
2 Problématique	17
2.1 De la criminalité de volume.....	17
2.2 La police scientifique face aux cambriolages	18
2.3 La trace de semelle dans le renseignement forensique.....	24
2.4 Récapitulatif	29
3 Etats des lieux de la recherche et des pratiques	31
3.1 Gestion et exploitation des traces de semelles en Suisse	31
3.2 Exemples d'exploitation des traces de semelles à l'étranger	37
3.3 Automatisation des banques de données de traces de semelles	41
3.4 La banque de données comme aide à l'évaluation.....	43
4 Du travail de recherche	47
4.1 Canevas général de l'exploitation des traces de semelles	47
4.2 Objectifs du travail de recherche	54
5 Banque de données de traces de semelles : processus et structure	57
5.1 Quelques notions fondamentales sur les banques de données	57
5.2 Les processus élémentaires d'une banque de données de traces de semelles.....	61
5.2.1 La collecte.....	62
5.2.2 L'acquisition.....	62
5.2.3 La mémorisation.....	63
5.2.4 Codification et recherche	64

5.2.5	Comparaison et interprétation.....	70
5.2.6	Intégration des résultats dans l'analyse et l'enquête	72
5.2.7	Reformulation des processus	73
5.3	Structure d'une base de données de traces de semelles.....	74
5.4	Une banque de données opérationnelle : le cas neuchâtelois	77
6	De l'automatisation dans l'exploitation des traces de semelles	85
6.1	Buts et applications de l'automatisation.....	85
6.2	ASTIS™ : Essais préliminaires d'un prototype commercial	90
6.3	Codification : segmentation de l'image.....	92
6.4	Codification : description des caractéristiques	96
6.4.1	Effet de la correction manuelle de la détection du contour	97
6.4.2	Prise en compte de la rotation pour la PSD	99
6.4.3	Comparaison et combinaison des méthodes MPOC, PSD, PSD polaire et SIFT	101
6.4.4	Remarques sur les performances du système présenté	104
7	La classification par motif.....	105
7.1	De l'observation des motifs au cours du temps.....	105
7.2	Impact de l'apparition des motifs dans le temps sur la classification.....	110
7.3	Apport de l'automatisation dans la classification	115
7.3.1	Temps nécessaire à la classification	116
7.3.2	Taux d'erreurs de classification	118
8	De la classification par motif à l'établissement du lien	127
8.1	De la classification à la détection du lien	128
8.2	L'établissement des liens	141
8.3	Exploitation des liens détectés.....	148
8.3.1	Premier exemple : la série B.....	149
8.3.2	Second exemple : la série S	153
8.3.3	Enseignements tirés	154
9	Apport de la classification par motif dans l'évaluation	157
9.1	Effets de sous-population sur la fréquence des motifs.....	161

9.2	Proportions de la banque de données à envisager	163
9.3	Estimation des fréquences relatives des motifs sur les données neuchâtelaises	165
10	Portée du travail doctoral et perspectives	177
10.1	Renseignement forensique : la trace et le forensicien intégrés.....	177
10.2	Banque de données : quel rôle pour l'automatisation ?.....	180
10.3	Comment concevoir une banque de données permettant l'échange entre services ?	184
10.4	Vers une approche systémique de la trace	187
11	Conclusion	193
12	Bibliographie.....	197
Annexe 1	Trace de semelle : définitions et exploitation.....	213
Annexe 2	Etat des lieux des outils de gestion de traces de semelles en Suisse	221
Annexe 3	Réunion des spécialistes traces de semelles RBT	227
Annexe 4	Algorithmes de comparaison d'images et traces de semelles : revue de littérature ...	231
Annexe 5	Processus d'exploitation des semelles dans LIMS.....	235
Annexe 6	Résultats de l'évaluation d'ASTIS™	237
Annexe 7	Résultats des différentes pondérations des scores SIFT et PSD	251

Résumé

Dans le cadre de la lutte contre la criminalité sérielle telle que les cambriolages, la trace de semelle est l'une des traces matérielles le plus fréquemment collectée. Dans ce contexte, leur potentiel réside principalement dans leur capacité à détecter des liens, bien plus que dans celle d'identifier les auteurs de ces infractions. Cette capacité à lier des cas entre eux est particulièrement utile dans un processus de suivi et d'analyse de la criminalité alimentant le renseignement criminel. L'analyse de cette criminalité sérielle, touchant principalement au patrimoine, permet de mieux comprendre et éventuellement d'agir contre ces délits d'une gravité toute relative, mais dont l'aspect récurant en fait de réels problèmes de sécurité publique.

Mais parmi les outils à disposition de la police scientifique, là où les traces biologiques et papillaires bénéficient de ressources conséquentes et de banque de données nationales, l'exploitation de la trace de semelle repose sur des méthodologies peu définies et des outils dont la conception est vue principalement comme un problème d'ordre informatique. La première démarche de ce travail consiste à définir plus précisément le canevas d'exploitation des traces de semelles dans une optique de renseignement forensique. Et à partir de ce canevas, de déterminer quelle doit être la structure d'une banque de données de traces de semelles afin qu'elle soit la plus adéquate, en regard de son utilisation et des spécificités des données qu'elle contient.

A partir de cette structure, l'aspect de l'automatisation a été abordé au travers de l'implémentation de différents algorithmes appliqués à des données réelles. Les résultats montrent que l'automatisation reste une tâche complexe lorsqu'il s'agit de traiter des traces prélevées sur les lieux d'infraction. Bien qu'utilisant des systèmes de codifications manuels, les outils exploités actuellement ne sont pas nécessairement dépassés par les systèmes automatiques.

Au-delà des considérations d'ordre technologique, ce travail met en lumière la valeur informative que peuvent acquérir des données adéquatement structurées. Notamment en termes d'évaluation de la force indicielle, une banque de données est une aide précieuse lorsqu'il s'agit de se forger une opinion quant à la fréquence d'un motif parmi une population d'intérêt, pour autant que l'on tienne compte de l'évolution temporelle de celle-ci. Mais une banque de données de traces de semelles est avant tout un outil puissant de détection de liens entre affaires, et donc une source d'informations importante pour le renseignement criminel. Cependant, cette fonction de renseignement criminel de la trace de semelle ne peut être réalisée sur la base de la trace seule mais nécessite un accès aux informations contextuelles. Ce type d'informations – principalement les données spatio-temporelles – doivent être intégrées dans la banque de données et soutenir le forensicien dans sa recherche de traces ayant été laissées par la même chaussure.

Mais si une banque de données peut faciliter les recherches parmi un grand volume de traces, il revient toujours au forensicien de comparer les traces et d'évaluer ses résultats. Dans un contexte de renseignement criminel, le résultat de la comparaison de traces aboutit généralement à l'établissement – ou non – d'un lien. Autrement dit, on conclut que deux traces ont potentiellement une source commune ou non. Dans le cadre de ce travail, le processus d'établissement de lien a été envisagé sous l'angle de la théorie de la décision. Si cette notion de décision fait appel à des notions mathématiques qui peuvent la faire paraître complexe, elle permet surtout de démontrer que, pour pouvoir détecter et établir des liens efficacement, le forensicien doit être placé au cœur du système de lutte contre la criminalité et du système de valeurs qui lui est associé. Ce positionnement lui permet d'avoir une bonne compréhension du contexte criminel et une forte interaction avec les acteurs de ce système qui vont utiliser ses résultats dans leur travail.

Abstract

Within the context of fight against volume crime such as burglaries, footwear mark is one of the most frequently collected evidence. In this context, its potential lies mainly in its ability to detect links, rather than to identify the perpetrators of these offenses. This ability to link cases with one another is particularly useful in a process of monitoring and analysing crime that feeds criminal intelligence. The analysis of volume crime, mainly property crime, allows to better understand and possibly to act against these offenses of a relative gravity, but whose recurring trait creates real problems for public safety.

But among the tools available to forensic services, where biological and papillary evidences benefit from significant resources and national databases, the exploitation of footwear marks is based on fuzzy methodologies and tools whose engineering is mainly seen as an IT issue. The first step of this work is to define more precisely the canvas of exploitation of footwear marks in a perspective of forensic intelligence. And from there, to determine what should be the structure of a footwear database so that it is the most appropriate, in respect to its use and the specificities of the data it contains.

From this structure, the aspect of automation was approached through the implementation of multiple algorithms applied to real data. Results show that automation remains a complex task when dealing with crime scene marks. Although using manual coding systems, currently operated databases are not necessarily left behind by automatic systems.

Beyond technological considerations, this work highlights the informative value that properly structured data can acquire. When it comes to evidence evaluation particularly, a database can be a valuable aid in forming one's opinion about the frequency of a pattern among a population of interest, provided that we take into account its evolution across time. But a footwear database is, above all, a powerful tool for detecting links between cases, and therefore an important source of information for criminal intelligence. However, this criminal intelligence function of footwear marks cannot be performed based exclusively on crime scene marks characteristics, but requires access to contextual information. This type of information - mainly spatio-temporal data - must be integrated into the database and support the forensic scientist in his search for marks left by the same shoe.

But if a database can facilitate searches among a large volume of marks, it is always up to the forensic practitioner to perform comparisons and to evaluate his results. In a criminal intelligence context, the result of the comparison usually results in the establishment - or not - of a link. In other words, it is concluded that two crime scene marks potentially have a common source or not. As part of this work, the linkage process was considered from the perspective of decision theory. If this notion of decision makes use of mathematical notions that may make it seem complex, it shows above all that, in order

to be able to detect and establish links effectively, the forensic practitioner must be placed at the heart of policing system. This positioning allows him to have a good understanding of the criminal context and a strong interaction with the actors of this system who will use his results in their activities.

Remerciements

La genèse de ce travail doctoral se situe en 2007. Après 11 années de labeur, je prends la mesure du chemin parcouru et, surtout, réalise que la liste des personnes ayant apporté leur contribution, leur aide et leur soutien s'est singulièrement allongée. A l'heure de l'épilogue de cette odyssee doctorale, je tiens à rendre hommage à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont nourri mes réflexions et rendu possible l'aboutissement de ce travail. En particulier, je tiens à remercier :

Le Professeur Christophe Champod, directeur de thèse, pour la confiance accordée, son enthousiasme communicatif pour cette recherche et son soutien sans faille tout au long de ce travail. On ne saurait espérer meilleur directeur de thèse.

Le Professeur Olivier Ribaux, directeur de l'ESC, le Docteur Alexandre Girod, chef de la Police de sûreté vaudoise et Madame Dominique Saint-Dizier, adjointe au chef de la division du pilotage et de la gouvernance à l'INPS, membres du jury, pour leurs précieux conseils ainsi que le temps et l'intérêt consacrés à ce travail.

Avec une émotion particulière, je tiens à remercier feu le Docteur Olivier Guéniat, pour qui l'osmose entre la pratique et la recherche était une évidence. En tant que chef de la Police judiciaire neuchâteloise, il a su créer un environnement dans lequel la recherche nourrit le travail de terrain qui, en retour, génère les expériences et données indispensables à celle-ci.

La Police Neuchâteloise et en particulier le Docteur Sami Hafsi, chef de la Police judiciaire, Philippe Schucany, ancien chef du service forensique à la retraite, Nathalie Sester Joliat, cheffe du service forensique ainsi que ses adjoints, le Docteur Simon Beachler et Steve Rosset, pour leur soutien, leurs encouragements et le cadre de travail qu'ils ont su mettre place et qui rend possible la réalisation d'un projet comme celui-ci.

Les spécialistes en traces de semelles du service forensique passés et présents : Raphaël Jallard, Pierre-Alain Sumi, Stéphane Junod et Florent Koenig, pour les réflexions et les discussions menées. Je tiens également à remercier les membres (passés et présents) du service forensique qui, quotidiennement prélèvent et exploitent les traces de semelles : Agathe, Alain, Aline, Betina, Camille, Coralie, Eric, Luc, Manu, Marika, Natalie, Rina, Séverine, Thomas, Vivian, Xavier, sans oublier les analystes de la Police neuchâteloise et du CICOP, Samuel, Alain, Damien et Sylvain. Les données issues de leur travail, mais aussi leurs encouragements et leur amitié ont rendu ce travail possible.

Les professeurs, assistants et collaborateurs de l'ESC côtoyés durant toutes ces années qui ont rendu ce travail aussi passionnant et agréable. Je pense en particulier aux Professeurs Quentin Rossy et Alex Biedermann avec qui les échanges souvent informels ont plusieurs fois apportés des éclairages

novateurs, à la Docteure Nicole Egli Anthonioz pour ses lumières sur les méthodes statistiques, mais aussi aux collègues du bureau, Fred, Daniel, Diego, Alex ainsi qu'à tous les occupants du 5^{ème} et de la biocafét pour l'accueil du doctorant nomade que j'ai parfois été.

Tous les spécialistes semelles des cantons RBT ainsi que les membres du GT CINTES rencontrés aux cours de nombreuses et diverses réunions, pour les fructueux partages d'expériences ; en particulier Nicolas Fuerst, Sylvain Chaubert et Anthony Monney pour leur engagement en faveur d'une banque de données intercantonale.

Le comité de l'Expert Working Group Marks de l'ENFSI, Micheal Gorn et Brian McVicker du laboratoire criminel du FBI, ainsi que les participants aux meetings SPTM, pour leur accueil au sein de la communauté internationale des experts en traces de semelles et pour les innombrables et fructueux échanges d'expériences.

Ma famille, Michèle et Bernard mes parents, Stéphanie ma sœur, Fanny ma tendre moitié, sans oublier Arthur et Eliott arrivés en cours de route : c'est grâce à votre amour, votre présence et votre bienveillance que j'ai pu me consacrer à ce travail avec passion et enthousiasme tout au long de ces années et le mener, aujourd'hui, à son terme.

A vous toutes et tous, merci !

Table des abréviations

ACPJS : Association des chefs de police judiciaire suisses

AFIS : Automated Fingerprint Identification System

CICOP : Concept Intercantonal de Coordination Opérationnelle et Préventive

CINTES : Centrale Intercantonale des Traces et Empreintes de Semelles

CMC : Cumulative Match Curve, courbe cumulative des succès

CODIS : Combined DNA Index System

CRF : Conditional Random Fields

Dpi : Dot per inch

ENFSI : European Network of Forensic Science Institutes

FSS : Forensic Science Service (UK)

IAI : International Association for Identification

IRCGN : Institut de recherche criminelle de la Gendarmerie nationale (F)

LKA : Landeskriminalamt (D)

MPOC : Modified Phase Only Correlation

MSER Maximally Stable Extremal Region

NAS : National Academy of Sciences (USA)

OFS : Office Fédéral de la Statistique (CH)

PCAST : President's Council of Advisors on Science and Technology (USA)

PICAR : Plateforme d'Information du *CICOP* pour l'Analyse et le Renseignement

POC : Phase Only Correlation

PSD : Power Spectral Density

RANSAC : RANdom SAmple Consensus

RBT : Romandie Berne et Tessin

RRO : Robust Rank Order

RV : rapport de vraisemblance

SCI : Société Canadienne de l'identité

SGBD : système de gestion de base de données

SIFT Scale-Invariant Feature Transform

SIJ : Service d'Identité Judiciaire

SPTM : Shoeprint and Toolmark meeting

SQL : Structured Query Language

SWGIT : Scientific Working Group on Imaging Technology (USA)

SWGTHREAD : Scientific Working Group for Shoeprint and Tire Tread Evidence (USA)

Avant-propos

Dans le cadre de ce travail doctoral, nous étudierons l'exploitation de la trace de semelle dans un contexte opérationnel, plus particulièrement dans celui de la lutte contre la délinquance sérieelle touchant au patrimoine. Sauf mention contraire, nous nous référerons au contexte suisse autant pour la structure de la criminalité que pour celle des services de police scientifique qui sont inclus dans les organisations policières. Les termes génériques « d'inspecteur scientifique » ou de « forensicien » seront utilisés pour désigner les personnes travaillant dans ces services, sans distinction quant à leur formation de base et en considérant qu'il s'agit de généralistes de la trace.

Les données exploitées dans ce travail sont pour la plupart issues de cas de vol par effraction ou de vol par introduction clandestine. Ces infractions font référence à plusieurs articles du Code Pénal suisse, mais nous utiliserons en général le terme générique de « cambriolage » pour nous y référer, par souci de lisibilité.

1 Introduction

« J'ai enquêté sur beaucoup de crimes mais je n'en ai encore jamais vus qui eussent été commis par une créature ailée. Du moment que le criminel se déplace sur ces deux pieds, il y a toujours un foulage, une dentelure, une éraflure, une modification minime du sol que le chercheur scientifique peut détecter. »

Sherlock Holmes dans Peter le noir, Arthur Conan Doyle, 1904

Nous avons choisi d'ouvrir ce travail de doctorat sur cette citation de Sherlock Holmes pour plusieurs raisons. La principale est que l'on pourrait y voir une sorte de transcription (certes romanesque) du principe de l'échange de Locard (1920) dédiée aux traces de semelles. Bien que Conan Doyle ait publié cette nouvelle des années avant l'ouvrage de Locard, cet énoncé n'en est pas moins applicable à la réalité. Ou pour le moins, à la réalité du cambrioleur qui, pour atteindre son but, laisse derrière lui les marques de son passage. C'est dans ce contexte de délinquance sérielle que nous situons l'objet de notre étude, la trace de semelle.

La trace de semelle, pour peu qu'on la recherche, est fréquemment collectée sur les cambriolages. Seule une petite proportion de ces traces aboutit à l'identification de la chaussure à leur origine et permet éventuellement de confondre l'auteur. En revanche, lorsqu'on les compare entre elles, ces traces permettent fréquemment de trouver des liens qui eux-mêmes permettent de détecter des relations entre des cambriolages. Une affaire de ce type, prise isolément, peut paraître anecdotique face au volume total de la criminalité et la question de la rationalité de l'intervention de la police scientifique sur de simples cas de cambriolages pourrait se poser. Pourtant, lorsqu'on parvient à relier ces cas entre eux, des séries se dessinent et on se rend compte qu'à l'échelle d'un canton ou d'une région, un petit nombre d'auteurs peut générer une part significative de cette criminalité. Et dans cet effort d'analyse de la criminalité sérielle, la trace matérielle joue un rôle fondamental. Tout particulièrement la trace de semelle puisque, à l'échelle de la Suisse romande, elle permet de détecter plus de liens entre affaires que tous les autres types de traces réunis, comme nous le verrons au chapitre 2. Cependant, force est de constater que les polices scientifiques bénéficient de ressources importantes pour exploiter les traces biologiques ou papillaires, avec des banques de données nationales automatisées comme AFIS ou CODIS, alors que l'exploitation de la trace de semelle est réalisée avec des moyens (autant financiers que technologiques) très limités. Cela nous amène au premier constat à l'origine de ce travail doctoral : **la trace de semelle est le parent pauvre des outils de la police scientifique.**

Ce constat, que faisait déjà Sherlock Holmes il y a plus d'un siècle¹, sera exposé plus en détails au travers du chapitre 3. Ce décalage visible dans la pratique se retrouve également dans le domaine de la recherche puisque, pour une publication scientifique concernant les traces de semelles, on en trouve six concernant les traces papillaires et huit l'ADN².

Ce vide méthodologique est d'autant plus marqué lorsqu'il s'agit de définir ce qu'est une banque de données de traces de semelles. Le terme de « banque de données » est une sorte de mot magique en apparence autosuffisant qui, sitôt prononcé, devient *la* solution à tous les problèmes de mémorisation, d'échange de données et d'identification. Pourtant, dire qu'il faut *une banque de données* pour *exploiter* les traces de semelles revient à dire qu'un menuisier a besoin d'un *outil* pour faire *un meuble*. Cela ne définit ni l'outil, ni la tâche à accomplir. Le chapitre 4 sera donc l'occasion de préciser les objectifs que nous souhaitons atteindre à travers l'exploitation des semelles et partant, les objectifs du présent travail. Nous pourrons alors définir plus précisément ce que nous entendons par *banque de données de traces de semelles* au cours du chapitre 5.

Un autre mot magique est celui d'« automatisation », souvent présentée comme la solution miracle à tous les problèmes d'efficacité et d'objectivité. Il est vrai qu'à l'heure où un simple smartphone est capable de reconnaître des visages, on pourrait supposer que la police scientifique dispose de programmes capables de reconnaître et d'identifier automatiquement des traces de semelles. Force est de constater que nous sommes encore loin du compte. Les chapitres 6 et 7 présenteront donc les performances et les limites que l'on peut attendre de l'automatisation.

Mais, que l'on exploite un outil automatisé ou non, que peut-on attendre de l'exploitation des semelles dans le contexte de la criminalité sérielle ? À quoi notre banque de données peut-elle nous servir ? Les chiffres nous montrent que peu de traces sont identifiées mais que beaucoup de liens entre traces peuvent être détectés. À une heure où certains attendent de la science forensique qu'elle soit surtout une source de réponses objectives et indépendantes pour les tribunaux, que peut-on bien faire d'un lien obtenu à partir de traces issues d'objets aussi communs que des chaussures ? Les chapitres 8 et 9 seront l'occasion d'étudier le cadre nécessaire à la détection de ces liens, la valeur que l'on peut leur associer et de décrypter, au travers d'exemples, l'apport que peut avoir la trace de semelle dans le cadre d'un processus, non pas purement judiciaire, mais de renseignement criminel.

Finalement, à la lumière des résultats obtenus dans ce travail, le chapitre 10 nous permettra de nous interroger sur la place du forensicien dans un système de sécurité. Si l'emploi de la trace matérielle

¹ "There is no branch of detective science which is so important and so much neglected as the art of tracing footsteps", Sherlock Holmes dans A study in Scarlet, Conan Doyle, 1887.

² Une recherche dans les publications scientifiques de 1986 à 2016 et réalisée en novembre 2016 sur le site Internet sciencedirect.com a permis de trouver 336 articles correspondant aux mots-clés « forensic » et « footwear/shoeprint », 2894 articles aux mots-clés « forensic » et « DNA » et 2188 à « forensic » et « fingerprint ».

dans les tribunaux implique une certaine indépendance de la part de celui qui la fournit, son utilisation dans le renseignement criminel l'oblige au contraire à s'intégrer dans un système de sécurité. Dans cette optique, le forensicien ne peut plus être considéré comme un simple fournisseur de prestation répondant aux sollicitations du système judiciaire, mais doit devenir un acteur à part entière de la sécurité, développer des capacités d'analyses d'informations et une certaine compréhension des phénomènes criminels.

Ce travail est centré sur l'exploitation des traces de semelles au travers de banque de données. Durant les deux dernières décennies, de nombreuses recherches ont été menées et publiées sur l'automatisation de ces dernières. Mais ce qui fait la particularité du présent travail doctoral est qu'il ne part pas de la technologie pour définir comment elle peut être appliquée aux traces. Au contraire, il commence par définir ce que l'on attend de l'exploitation de la trace pour ensuite déterminer en quoi la technologie peut être une aide. Et l'une des principales conclusions est que l'automatisation n'est pas la solution à tous les problèmes. Seize ans après la thèse de doctorat de Girod (2002), des banques de données utilisant toujours le système de codification manuel qu'il proposait donnent encore satisfaction.

Mais la portée de ce travail va au-delà de l'outil qu'est une banque de donnée : il replace la trace et son exploitation dans leur contexte : le contexte dans lequel la trace a été déposée d'une part et le contexte dans lequel les résultats sont utilisés d'autre part. Ce point de vue met en lumière que l'exploitation de la trace de semelle ne suit pas un processus linéaire, mais itératif. Surtout, il révèle que la prise en compte d'informations contextuelles fait partie intégrante du processus qui mène à l'établissement d'un lien entre deux traces. C'est-à-dire que pour aboutir à la conclusion que deux traces proviennent d'une seule et même source, les caractéristiques visibles sur ces traces ne sont pas suffisantes. Dans la formation de son jugement, le forensicien exploite également le contexte dans lequel la trace a été déposée et tient compte de la façon dont ses résultats seront exploités, avant de rendre sa conclusion. Le forensicien ne fait pas qu'évaluer, il décide.

2 Problématique

Au travers de ce chapitre, nous envisagerons l'exploitation de la trace de semelle dans le cadre de la criminalité de volume. Plus précisément, nous tenterons d'établir ce que l'on peut attendre comme résultats de ce type de trace, par comparaisons avec l'ADN et les traces papillaires. Nous verrons que le taux d'identification des traces de semelles est relativement faible et que leur principal potentiel réside dans leur capacité à établir des liens entre affaires. Souvent, les semelles ne nous permettent pas directement de résoudre une affaire ; nous nous pencherons donc sur l'apport de ce type d'information dans la lutte contre la criminalité.

2.1 De la criminalité de volume

Du crime de sang au vol de véhicule, de la confection de fausse monnaie au trafic de produits stupéfiants ou de la contrefaçon de signature au cambriolage, la diversité des situations où la police scientifique est amenée à investiguer est virtuellement infinie. Les types de traces rencontrés et exploités varient, eux-aussi, selon la situation et les questions qui se posent. Dans le cadre de cette recherche doctorale, nous nous sommes intéressés aux traces de semelles dans le contexte de la criminalité de volume touchant au patrimoine. Par le terme «criminalité de volume », nous entendons les infractions dont la gravité est relative mais dont les répétitions en grand nombre en font un problème de sécurité public. Des études montrent par exemple qu'en Suisse et en Europe, 5% à 7% de la population a été victime d'un cambriolage sur une période de cinq ans (Killias et al., 2011). Cette criminalité est en partie due à des auteurs itinérants parfois issus de groupes criminels organisés et agissant à plusieurs reprises (EUROPOL, 2013; Fedpol, 2013). En Suisse, ce genre de criminalité concerne principalement les infractions touchant au patrimoine. En 2014, d'après les statistiques policières de la criminalité, 70.4% des infractions au Code pénal touche le patrimoine, soit 370 445 (OFS, 2015). Parmi celles-ci, 52 338 sont des vols avec effraction (sans les cas dans les véhicules) soit environ 10% de toutes les infractions au Code pénal. Parmi ces vols par effraction seuls 14% sont élucidés. Pourtant ils représentent une part importante de la charge de travail des services de police scientifique en Suisse, voire la plus importante (Baechler, Cartier, et al., 2015). Ce type de cas nécessitant une certaine intensité dans l'action du criminel, il y a donc de bonnes chances de retrouver des traces de son passage. On peut en effet s'attendre à ce que le cambrioleur, ayant cassé une fenêtre pour s'introduire dans un logement et le fouiller, laisse plus de traces matérielles de son passage que le voleur à la tire ayant arraché un sac à main avant de partir en courant dans la rue. C'est donc principalement des données provenant de vols par effraction (ou par introduction clandestine) que

nous traiterons ici et que nous nommerons également sous le terme générique de cambriolage par souci de simplification.

Si une part significative de ces cambriolages sont investigués et font l'objet d'une collecte de traces, les taux de résolution des cas restent relativement faibles, que ce soit en Suisse ou à l'étranger (Brown et al., 2014; Burrows et al., 2005; Ritter, 2008). Ce décalage laisse supposer que de grandes quantités de traces sont stockées sans avoir pu être identifiées et ne seraient donc peu ou pas exploitées. Partant du constat qu'une majorité de la criminalité de volume est commise par une minorité d'auteurs (Cusson, 2005; Heaton, 2000) qui agissent donc en répétition, il est raisonnable de penser que des similitudes peuvent être trouvées parmi ces traces non-exploitées. En aidant à reconstruire l'activité de ces auteurs sériels, la trace acquiert un nouveau rôle, différent de ses rôles habituels d'aide à l'investigation ou de preuve (Ribaux, Baylon, Roux, et al., 2010). La trace devient un vecteur d'information qui supporte l'analyse et la compréhension des phénomènes criminels.

2.2 La police scientifique face aux cambriolages

Face à cette criminalité de volume, la police scientifique ne peut pas investir les mêmes moyens d'investigation pour un cambriolage que face à un meurtre ou un viol pour des contraintes évidentes de temps et de ressources. Les services de polices ne peuvent simplement pas se le permettre vu le nombre de cas à traiter. D'autre part, la victime du cambriolage verrait certainement d'un mauvais œil qu'on lui interdise l'accès à son logement pendant plusieurs jours « pour les besoins de l'enquête ».

Ainsi, l'investigateur forensique intervenant sur un cas de cambriolage ne va pas effectuer une collecte extensive des traces présentes, mais opérera une sélection des traces à prélever. Les facteurs influençant cette sélection peuvent être divisés en trois groupes (Hazard, 2014): situationnels soit liés à la nature du phénomène criminel investigué, structurels soit liés à l'efficacité des outils à disposition pour gérer les traces systématiquement et obtenir des résultats (trace-personne ou trace-trace) et enfin individuels selon la perception que peut avoir l'investigateur de l'efficacité des traces ou des outils à dispositions. En 1996, il avait été établi que la trace de semelle était la trace la plus traitée (en nombre de dossiers) parmi 43 laboratoires, majoritairement européens (Liukkonen et al., 1996). Aujourd'hui on observe généralement que les traces les plus prélevées sur ce genre de cas sont les traces biologiques (ADN), papillaires et de semelles (Burrows et Tarling, 2004; Hazard, 2014; Pachoud, 2015). En Angleterre, il a été estimé que des traces de semelles sont prélevées sur environ 15% des scènes de cambriolages (dans les habitations ou les véhicules) lorsqu'une intervention de la police scientifique a eu lieu (Burrows et Tarling, 2004). Cependant, de grandes variations sont observées entre différents services puisque ce taux varie de 1.8 à 19.1% (Rix, 2004). En Suisse également de grandes disparités sont observées entre services de police scientifique puisque le taux de collecte de traces de semelles varie de 10 à 60% des cas investigués d'un canton à l'autre ainsi que des variations

de 10%, voire 15% d'une année à l'autre pour un même service (Girod et al., 2008; Girod, 2002). Mais malgré ces disparités, le taux de collecte des traces de semelle en Suisse est relativement haut comparé à d'autres pays voisins.

Dans le cadre suisse, notamment, les processus encadrant le traitement des traces biologiques et papillaires sont plutôt bien établis et homogènes. La législation fixe le cadre dans lequel les traces et le matériel de référence sont exploitées ainsi que le fonctionnement des banques de données fédérales (AFIS pour les empreintes digitales, CODIS pour l'ADN). Un unique outil informatique de transmission des données et des résultats est géré par l'Office fédéral de la police et met en relation les services de police, les laboratoires et les banques de données. Les traces papillaires et biologiques sont confrontées aux banques de données des personnes enregistrées afin de déterminer si la personne à l'origine de la trace est déjà connue. A l'inverse, lorsqu'une personne est interpellée par la police, ses empreintes peuvent être prélevées et confrontées aux traces inconnues enregistrées dans les systèmes³. Les profils biologiques extraits des traces sont également comparés entre eux afin d'établir un lien entre plusieurs traces de différents cas. Ce qui est moins le cas pour les empreintes digitales. Ainsi en 2017, le système AFIS contenait les empreintes de plus de 900'000 personnes, 111'000 traces enregistrées et a permis d'identifier, en une année, plus de 3'100 traces. Le système CODIS lui contient les profils d'environ 191'000 personnes et 77'000 traces et a permis d'associer plus de 5'700 traces ainsi que d'établir un lien entre 1'623 traces (Fedpol, 2018). Parmi ces traces, près de 60% proviennent d'un cambriolage.

En matière de traces de semelles, il n'existe pas de cadre harmonisé au niveau fédéral⁴. Chaque canton réalise à sa manière la collecte, le stockage et l'exploitation des semelles. De grandes disparités existent en effet tant au niveau des méthodes que des outils entre les cantons comme nous le verrons plus loin. Il n'existe donc pas de chiffre pour le pays concernant le nombre de traces et de références collectées. Néanmoins, en se basant sur l'état des lieux dressé par le groupe de travail de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles (2013) réunissant des représentants des cantons de Fribourg, de Genève, du Jura, de Neuchâtel, de Vaud et du Valais, nous pouvons obtenir un aperçu de cet apport pour l'année 2012: mis ensemble, ces six cantons totalisent 9426 traces prélevées et 2125 paires de chaussures encrées ainsi que l'établissement de 1991 liens entre traces (intra-cantonal uniquement) et 344 relations chaussures (personne)-traces.

Pour se faire une idée de ce que représentent ces chiffres, nous les avons confrontés aux chiffres des services AFIS suisse pour les mêmes cantons (Glaeser, 2015). La figure 1 nous montre pour chaque

³ Le système AFIS est également employé afin d'identifier les personnes contrôlées en déterminant si leurs empreintes sont déjà répertoriées.

⁴ Notamment du fait que, en regard de la loi suisse, les traces de semelles et les encrages de références ne sont pas considérés comme des données signalétiques comme les empreintes digitales ou l'ADN et ne sont donc pas soumises au même cadre légal entourant la protection des données personnelles.

domaine le nombre de traces et de références collectées d'une part et les résultats obtenus en termes de liens trace-trace ou trace-personne.

Comparaison des résultats des systèmes de traces de semelles, AFIS et CODIS (chiffres de 2012 pour les cantons de FR, GE, JU, NE, VD, VS)

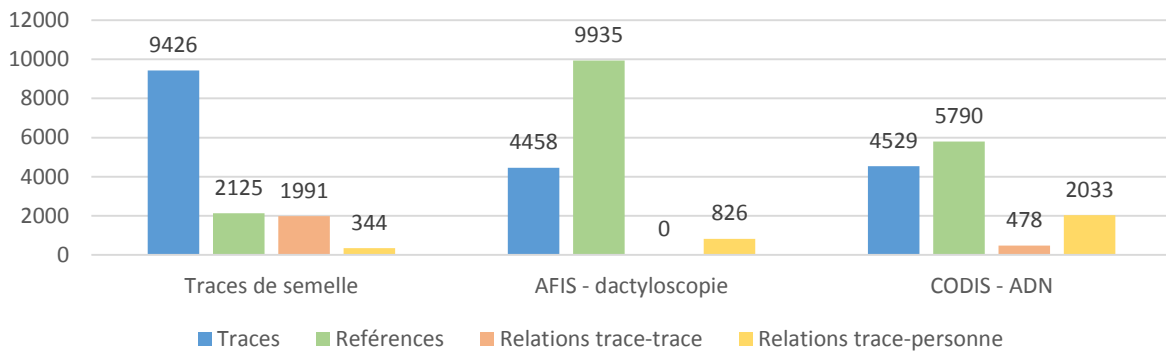


Figure 1: Comparaison entre les traces de semelles, dactyloscopiques et génétiques en matière de relations fournies pour l'année 2012 comprenant six cantons romands. Les chiffres des traces et références représentent les données effectivement enregistrées au cours de l'année. (source des données: Glaeser, 2015; Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles, 2013)

Nous retenons de cette comparaison que des ordres de grandeurs car chacun des trois domaines possède ses propres caractéristiques rendant périlleuse toute conclusion trop tranchée. Premièrement, les traces de semelles représentent toutes celles prélevées alors que pour AFIS, il s'agit uniquement des traces exploitables ayant été envoyées par les services. Quant aux traces ADN, les chiffres ne comptabilisent que les prélèvements analysés et ayant permis d'obtenir un profil de qualité suffisante pour être inséré dans CODIS. Ensuite, les relations (trace-trace ou trace-personne) pour AFIS et CODIS prennent en compte les résultats des mises en relation avec les données insérées par tous les cantons de Suisse, alors que les traces de semelles ne sont (dans ce graphique) comparées qu'avec les données de leur canton d'origine. En termes de relations trace-trace, le nombre de relations établies sur la base des semelles représentent des liens entre évènements distincts, alors que celles basées sur l'ADN contiennent aussi les liens faits à partir de traces prélevées sur le même cas. Ces réserves étant émises, nous pouvons tout de même faire le constat suivant: si les traces de semelles engendrent moins d'associations trace-personnes (approximativement une association par semelle pour 2 papillaires et 6 ADN), elles permettent de détecter plus de liens entre des évènements que l'ADN (4 liens semelles pour 1 lien ADN). Ce constat est également partagé par Rossy et al. (2013). Leurs résultats indiquent également que les traces de semelles jouent un rôle important dans la détection de liens entre évènements, y compris entre différentes juridictions avec environ trois liens semelles pour un lien ADN. Mais, nous le verrons dans le chapitre suivant, une exploitation aussi systématiques des traces de semelles et de l'établissement de liens entre traces ne sont de loin pas généralisés.

Bien entendu, d'autres types de traces, comme celles d'oreilles, d'outils ou même les images, sont collectées régulièrement mais dans une moindre mesure et bénéficient de méthodes d'exploitation moins systématiques.

Les résultats obtenus grâce à ces traces, c'est-à-dire les associations avec des semelles saisies et les liens entre affaires, sont ensuite transmis aux enquêteurs qui les intégreront dans leurs investigations et à leur tour transmettront leurs rapports à un procureur qui se chargera éventuellement de renvoyer le mis en cause devant un tribunal, tout cela selon des processus variant d'un canton à l'autre. Au final, l'empilement d'acteurs et de processus rend très difficile l'estimation de l'impact des traces matérielles dans résolution d'affaires pénales en général et les cambriolages en particulier. Concernant l'apport de l'ADN, en compilant un certain nombre d'études Ribaux (2014, p. 80 et s.) admet comme vraisemblable un taux de 1 à 2% des cas effectivement commis qui contiendront un profil ADN dans leur dossier lorsqu'ils seront présentés devant un tribunal et donc que seule une minorité des traces prélevées y seront présentées. Il n'existe, à notre connaissance, pas d'étude permettant de faire la même estimation pour les traces papillaires ou de semelles. Mais les chiffres présentés à la figure 1 ainsi ceux de Burrows et Tarling (2004) laissent supposer que seule une minorité des traces de semelles prélevées aboutissent dans un dossier d'accusation au tribunal. Au Pays-Bas, pour l'année 1993, il a été estimé que 14'000 traces de semelles avaient été collectées sur des scènes de crime, parmi lesquelles 2'000 ont été comparées avec des chaussures de personnes mises en cause, ce qui a permis de réaliser environ 500 identifications (Geradts et Keijzer, 1996). A Neuchâtel, c'est en moyenne 4.7% des traces qui ont été mises en relation avec un encrage de référence entre 1999 et 2010, sans que cela n'aboutisse nécessairement à une dénonciation des auteurs pour ces cas.

Mais l'apport des traces matérielles dans la lutte contre la criminalité de volume ne peut pas se résumer en une addition des relations obtenues grâce à diverses banques de données (Blakey, 2002; Burrows et Tarling, 2004; Tilley et Townsley, 2009). Les processus d'utilisation de la trace ne sont pas uniquement linéaires. L'apport d'un type de trace ne saurait donc se limiter au nombre de cas pour lesquels il est présenté devant un tribunal, qui constitue une métrique trop étroite (Bitzer et al., 2015). Il s'agit alors de concevoir le rôle que peut avoir la trace en dehors de l'aspect purement judiciaire de la poursuite pénale. Un grand potentiel de la trace réside dans sa capacité à relier des événements ou des personnes, permettant ainsi de détecter des répétitions, des séries d'évènements et donc d'obtenir une vision plus précise des phénomènes criminels en cours. Il est donc nécessaire d'envisager l'exploitation de la trace dans l'optique de sa contribution à un processus dit de renseignement criminel ou, de façon plus générale, à ce que Cusson (2008) définit comme « l'action de sécurité ».

Pour Lemieux (2008) le renseignement criminel « a pour mission d'appuyer les autorités policières dans la répression et la prévention de la criminalité ». Il remplit principalement deux fonctions pour les organisations policières, soit « de soutenir les enquêtes judiciaires par l'analyse des informations nominatives portant sur des entités criminelles et d'orienter les stratégies policières sur des

phénomènes criminels prioritaires » (Leman-Langlois et Lemieux, 2008). Or la trace, objet d'étude de la science forensique, peut justement jouer ce double rôle au sein d'un système de lutte contre la criminalité (Margot, 2011; Ribaux, 2014; Roux et al., 2012). Que ce soit dans le cadre d'affaires violentes (Barclay, 2009; Schulliar, 2009) ou de criminalité de volume (Rossy et al., 2013; Tilley et Townsley, 2009), les emplois de la trace sont multiples. Ainsi, Ribaux et Margot (2008) montrent que l'emploi de la trace peut être perçu au travers de l'approche situationnelle de Clarke et Eck (2003) et permet d'améliorer l'efficacité de la recherche et de la collecte de traces. Mais aussi qu'elle est exploitable à tous les stades de l'enquête criminelle que sont la détection d'une infraction, l'identification et l'arrestation d'un suspect, la structuration de la preuve et sa présentation au tribunal. Et pour finir, la trace joue également un rôle dans la détection et l'analyse de phénomènes sériels que ce soit pour y appliquer une réponse opérationnelle immédiate ou pour augmenter les connaissances globales à un niveau stratégique. Cet emploi de la trace dans le but d'aider à la compréhension des phénomènes criminels en cours peut être désigné par le terme de renseignement forensique. Ribaux et al. (2003) le définissent de la manière suivante : "[...] *forensic intelligence is the accurate, timely and useful product of logically processing forensic case data*". Il s'agit donc de l'exploitation de la trace et de son potentiel informatif dans le but soutenir l'analyse de la criminalité ainsi que la prise de décision dans la résolution de problème de sécurité. L'exploitation faite de ce renseignement forensique, comme le renseignement criminel, peut se concevoir à travers trois niveaux différents (Lemieux, 2008; Ribaux et al., 2013):

- Le renseignement tactique : il permet d'orienter les pratiques des unités de terrain, notamment à travers l'établissement du profil d'un auteur ou d'un groupe d'auteurs prolifiques, en détectant une série d'infractions qui sont le fait du même auteur, notamment à travers l'usage de banques de données. L'analyse de ces répétitions ou du profil d'un auteur doit permettre, par exemple, de faire des choix dans l'investigation ou de mettre en place des mesures proactives sur le terrain afin d'endiguer un phénomène.
- Le renseignement opérationnel : l'analyse systématique des phénomènes criminels par la mise en relation des traces permet d'améliorer leur connaissance et leur compréhension. L'utilisation conjointe du renseignement forensique avec d'autres sources de données dites « traditionnelles » permet, par exemple, de distinguer les auteurs prolifiques ou la structure d'un trafic ou d'une organisation. Il est applicable à tout type de criminalité ayant un caractère répétitif, que ce soit de grand volume, comme les cambriolages, ou plus grave comme l'utilisation d'armes à feu (Braga et Pierce, 2004) ou encore les réseaux de distribution de produits stupéfiants (Esseiva et al., 2007; Morelato et al., 2013). La mise en place de dispositifs permettant la collecte et l'analyse systématique et continue de données permettant d'en tirer des interprétations ciblées d'une problématique est également appelée « veille opérationnelle » (Ribaux et al., 2011).

- Le renseignement stratégique : Il s'agit ici du niveau le plus large de l'utilisation de l'information forensique puisqu'il s'agit de permettre la prise de décision stratégique, notamment au niveau politique. La compréhension des divers problèmes de sécurité, de leur étendue, de leur structure, doit permet, par exemple, d'entreprendre des programmes de prévention, ou de fixer les priorités de la politique de sécurité. C'est-à-dire de piloter les différentes actions prises par le système de sécurité pour lutter contre les différentes menaces.

La présente description de ces différents niveaux d'utilisation de l'information ne se veut aucunement exhaustive, mais sert à illustrer notre propos qui est que l'utilisation de la trace, en général, et de semelle, en particulier, peut se concevoir dans le cadre relativement vaste qu'est celui de l'action de sécurité.

Mais comment passe-t-on de la collecte de traces sur des lieux d'infractions à leur exploitation à des fins de renseignement ? Les premières exigences sont d'abord une mémoire structurée ainsi qu'un canevas d'inférences permettant de combiner les éléments (Ribaux et al., 2003; Ribaux et Margot, 1999; Ribaux et Margot, 2003; Ribaux et al., 2006). Cette mémoire doit permettre d'intégrer de nouveaux éléments, de les comparer à ceux préexistants puis d'établir et d'évaluer des liens entre ces entités ainsi que de réévaluer l'état de la mémoire une fois que ces nouveaux éléments ont été intégrés. En matière de traces de semelle, cette mémoire est constituée, dans sa forme la plus simple, de fichiers contenant les traces et les empreintes précédemment observées. Ils constituent une banque de données qui doit permettre d'effectuer des comparaisons entre traces et références et des traces entre elles afin d'établir des relations entre évènements et personnes ou entre évènements. Mais comment s'assurer que cette banque de données soit utile à des fins de renseignement et s'intègre dans un système plus global d'analyse de la criminalité ? Qu'elle ne devienne pas un outil de plus, s'ajoutant à une longue liste d'outils dont dispose la police et dont l'accumulation de « hits » à gérer l'oblige à fonctionner de manière purement réactive (Ribaux et Hicks, 2012) ? De même, comment s'assurer qu'un tel système dédié aux traces de semelles ne crée pas un nouveau silo, focalisé sur les moyens plus que sur l'objectif, trop spécialisé pour permettre un partage transversal de l'information (Ribaux, 2014) ? Brodeur nous livre une partie de la réponse en avançant que « *le renseignement n'est pas un objet qui tient sa spécificité de ses caractères intrinsèques mais plutôt de ses propriétés relationnelles* » (Brodeur, 2008). Autrement dit, le renseignement se définit moins par le contenu de l'information que dans les processus de création et d'échanges de cette information.

Le développement d'une banque de données de traces de semelles doit donc premièrement identifier l'information véhiculée par ce type de trace afin de la structurer adéquatement, mais aussi déterminer le lien que possède cette trace avec d'autres sources d'information afin de déterminer sa place dans le processus de renseignement.

2.3 La trace de semelle dans le renseignement forensique

Cette partie aborde de façon succincte la définition et les principes élémentaires de l'exploitation des traces de semelles. Nous renvoyons le lecteur qui souhaiterait plus de détails à propos de ces notions à l'annexe 1.

La trace de semelle, en tant qu'objet d'étude du présent travail, est l'impression laissée par le contact d'une semelle sur une surface et dont l'existence est expliquée par le principe d'échange de Locard (1920). Elle peut trouver son origine dans une action délictueuse dont les lieux font l'objet d'une investigation, au cours de laquelle les impressions de semelles sont recherchées et collectées. Dans ce cas de figure, la source de la trace est, la plupart du temps, inconnue. Mais elle peut également être le résultat d'un processus servant à générer une impression de référence à partir de semelles en examen (Girod et al., 2008). L'empreinte est donc issue d'un acte volontaire afin de servir de référence dans un processus de comparaison alors que la trace a été laissée de manière involontaire (Margot, 2014).

Selon le principe de la représentativité de la trace énoncé par Margot (2014), nous admettons qu'une trace de semelle présente des caractéristiques représentatives de sa source. Il est possible de définir et de classifier ces caractéristiques de nombreuses manières (Bodziak, 1999; Bodziak, 2017; Cassidy, 1980; Girod et al., 2008; Inman et Rudin, 2001; SWGTREAD, 2013) selon leur origine ou leur utilisation. Nous retiendrons ici la terminologie utilisée par Girod et al. qui différencient les caractéristiques issues du processus de fabrication de la chaussure de celles issues de son usage et dont nous donnons ci-dessous une liste (non-exhaustive) :

- **Caractéristiques de fabrication** : le dessin général ou motif, la taille, diverses inscriptions comme la marque ou le logo ou les particularités d'un moule. Ces caractéristiques sont en principe issues d'un processus contrôlé, à l'exception de certains défauts pouvant survenir lors de la fabrication, comme des bulles d'airs ou une imperfection dans le moule.
- **Caractéristiques acquises** : l'usure due à la démarche, les coupures ou abrasions consécutives à un accident particulier sont issus de processus non contrôlés. Le ressemelage peut être considéré comme une caractéristique acquise puisqu'il survient après la fabrication mais provient d'un processus contrôlé.

L'observation d'une combinaison similaire de ces caractéristiques sur une trace prélevée sur les lieux d'une infraction et sur une empreinte de référence permet d'inférer que la trace et l'empreinte proviennent de la même source et donc d'établir un lien entre une chaussure et les lieux de l'infraction. Par extension, cette inférence peut être étendue à la personne sur laquelle ces chaussures ont été saisies (pour autant que le lien entre la personne et les chaussures soit suffisamment fort), permettant ainsi de relier une infraction et une personne. Le degré de confiance (ou de certitude) accordé à ce lien

sera évidemment dépendant de la qualité et de la quantité des caractéristiques communes observées ainsi que de leur pouvoir discriminant. Par analogie, le même raisonnement peut être établi à partir de deux traces de sources inconnues prélevées sur deux lieux d'infraction distincts. L'observation de combinaisons de caractéristiques similaires sur ces deux traces permet d'inférer que la même chaussure est à leur origine et donc qu'un même auteur est à l'origine des deux affaires. La figure 2 présente ces deux inférences de source que l'on peut considérer comme les composants élémentaires de l'exploitation des traces de semelles (Girod et al., 2008).

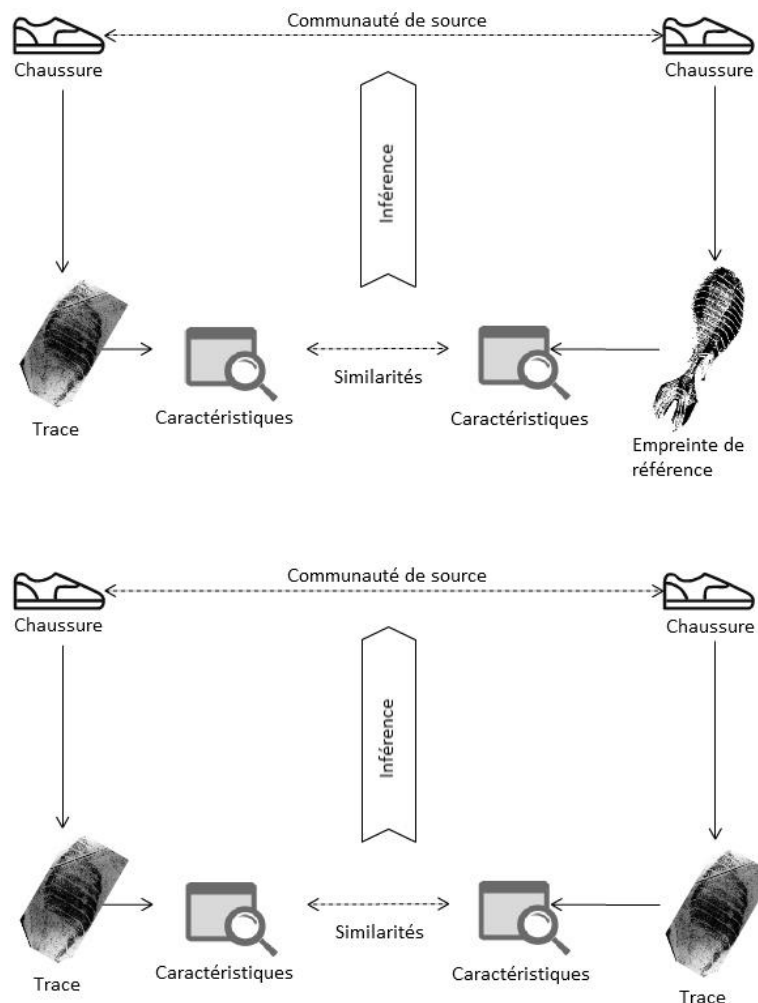


Figure 2: Inférences de source commune élémentaires dans l'exploitation des traces de semelles.

La mise en œuvre de ces inférences à l'échelle d'un service de police scientifique, récoltant des données réparties dans l'espace et dans le temps, présuppose la capacité à mettre en évidence des profils de caractéristiques pour lesquels une comparaison est pertinente. A moins que le nombre de traces et de références soit suffisamment faible pour que toutes les traces soient comparées entre elles et avec toutes les références, il est nécessaire de trier ou filtrer l'ensemble des données afin de mettre en évidence les traces (ou références) dont le profil est le plus proche possible de celui recherché. Cela implique que les données soient enregistrées dans une mémoire structurée,

autrement dit, une banque de données. L'information contenue dans ces enregistrements doit alors être indexée afin de permettre la recherche de données. Le mode d'indexation le plus couramment utilisé pour les banques de données de traces de semelles est basé sur une liste de codes alphanumériques qui représentent les différentes formes (géométriques ou non) qui constituent le motif d'une semelle (Girod, 2002; Majamaa, 2000). Ce type d'indexation des données, plus souvent appelé système de codification, est généralement destiné à un traitement manuel des données.

La majorité de ces systèmes de codification ont été développés entre les années 1970 et 2000 et ils n'ont pas ou peu évolué depuis. De nos jours, en regard de l'évolution de l'informatique, il est naturel de se poser la question de l'automatisation de la recherche de correspondances dans une banque de données. Si de nombreuses tentatives d'automatisation ont bien été publiées, à notre connaissance, aucun système opérationnel ne fonctionne de manière complètement automatique. Nous constatons que dans la littérature consacrée à l'automatisation de tels systèmes, la problématique est systématiquement abordée du point de vue de la technologie, sans discuter des enjeux liés à l'exploitation des traces de semelles. Le plus souvent, de multiples algorithmes sont testés sur des données sans lien avec la réalité (Cervelli et al., 2009) et hors de tout contexte. Les questions d'objectif de l'exploitation de la trace, de schémas de raisonnement ou de structuration des données sont peu explicitées. Ce manque de cadre formel entourant l'exploitation de la trace matérielle en dehors du schéma classique de l'individualisation a d'ailleurs déjà été identifié par Ribaux et al. (2003). Pourtant les travaux de Girod et al. posent les bases conceptuelles d'un outil d'exploitation systématique des traces de semelles (Girod et al., 2008; Girod, 1996; Girod, 2002; Ribaux et al., 2003). Bien que reposant sur une codification manuelle, les schémas fondamentaux de l'exploitation des traces de semelles et d'inférences sont décrits, un système de codification des semelles est proposé et des exemples démontrent le potentiel des traces de semelles en matière de détection de séries de cambriolage et d'analyse de cette forme de criminalité.

Nous relevons également que l'aspect de la structure (entité-relation) d'une base de données de traces de semelles n'a, à notre connaissance, jamais été approfondi dans la littérature. Pourtant la conception d'une banque de données et la détermination de sa structure se doivent de tenir compte avant tout de la spécificité des données qu'elle doit contenir ainsi que de la problématique qu'elle doit résoudre (Elmasri et Navathe, 2011). Concernant ce dernier point, la trace de semelles est généralement considérée de façon isolée et la mise en relation de traces et d'empreintes comme une fin en soi. Mais le fait d'entrevoir la trace matérielle sous l'angle du renseignement forensique nous oblige à tenir compte de la façon dont ces résultats peuvent être obtenus et être intégrés dans un système de lutte contre la criminalité.

Il s'agirait donc d'identifier la place que doit prendre la trace matérielle parmi le processus de renseignement. Ici, les travaux de Morelato, Baechler et al. (2014) nous éclairent. En se basant sur des domaines aussi différents que le trafic de produits stupéfiants et les faux documents d'identités, ils

identifient les processus de traitement de la trace que supposent le renseignement forensique et établissent un modèle qui permet de situer ces processus et leurs relations au sein d'un système basé sur le renseignement. De plus, ils démontrent le caractère transversal de ce modèle puisque, outre les stupéfiants et les documents d'identité, il est applicable, à un certain niveau de généralité, à tout type de trace. Leur modèle est basé sur plusieurs prémisses : premièrement l'hypothèse de représentativité de la trace qui veut que, au moment de sa création, sa source lui transfère des caractéristiques qui permettent de représenter valablement sa source (Margot, 2014). Ce qui suppose une capacité à reconnaître ces caractéristiques. Deuxièmement l'hypothèse de la cause commune qui veut que l'observation d'effets similaires indique qu'ils ont une cause commune, pour autant que toute hypothèse indiquant des causes séparées soit jugée moins plausible (Cleland, 2013). Ce qui implique d'être capable de mesurer et de comparer les caractéristiques de ces effets. Selon un raisonnement abductif, l'observation de similitudes entre des objets permet d'inférer qu'ils proviennent d'une source commune. La figure 3 montre le processus complet tel que proposé par Morelato et al. (2014). Il commence avec un problème de sécurité qui est détecté, investigué et où des traces sont collectées. De ces traces, on procède d'abord à une extraction des caractéristiques pertinentes qui constituera leur profil. Ce profil sera comparé à d'autres profils selon une métrique appropriée et dont le résultat est, par exemple, sous la forme d'un score. Ce score sert ensuite à l'évaluation de la valeur du lien entre les profils comparés. Les produits de ces étapes sont ensuite intégrés dans la mémoire. Cette mémoire sert ensuite de source d'informations pour l'analyse. D'autres sources d'informations sont également à disposition pour cette analyse. Les produits de l'analyse servent ensuite la prise de décision en matière d'action de sécurité.

Le modèle proposé par ces travaux résonne fortement avec la problématique de l'exploitation des traces de semelles à des fins de renseignement décrite jusqu'ici. Il permet d'une part de formaliser le processus de renseignement forensique et de le situer parmi un modèle de renseignement plus large. D'autre part, il permet d'identifier chaque étape du renseignement forensique. Son applicabilité aux traces de semelles n'est évidemment pas immédiate puisque le type de caractéristiques formant les profils, la métrique de comparaison ainsi que la manière d'intégrer les traces et les liens dans la mémoire sont propres à chaque type de trace. Mais la formalisation de ce processus fournit une base solide à la conception d'un système d'exploitation de traces de semelles tourné vers le renseignement. Nous proposons donc ce modèle comme point de départ aux réflexions sur le développement d'un tel système. Mais nous identifions tout même une limite à la généralisation de ce modèle qui réside dans son orientation purement vers le renseignement. Les traces utilisées par Morelato et ses collègues (profil chimique de stupéfiants et profil de faux documents d'identité) ne sont pas exploitées dans l'optique d'être individualisées vis-à-vis d'une source, mais uniquement afin de détecter des liens entre traces de question. Or, si nous nous concentrons ici sur la détection de liens entre traces de semelles, la possibilité d'identifier la source d'une trace par sa mise en relation avec une impression de référence

2 – Problématique

ne doit pas être abandonnée pour autant. Il pourrait donc être nécessaire d'étendre ce modèle au processus d'individualisation de la source.

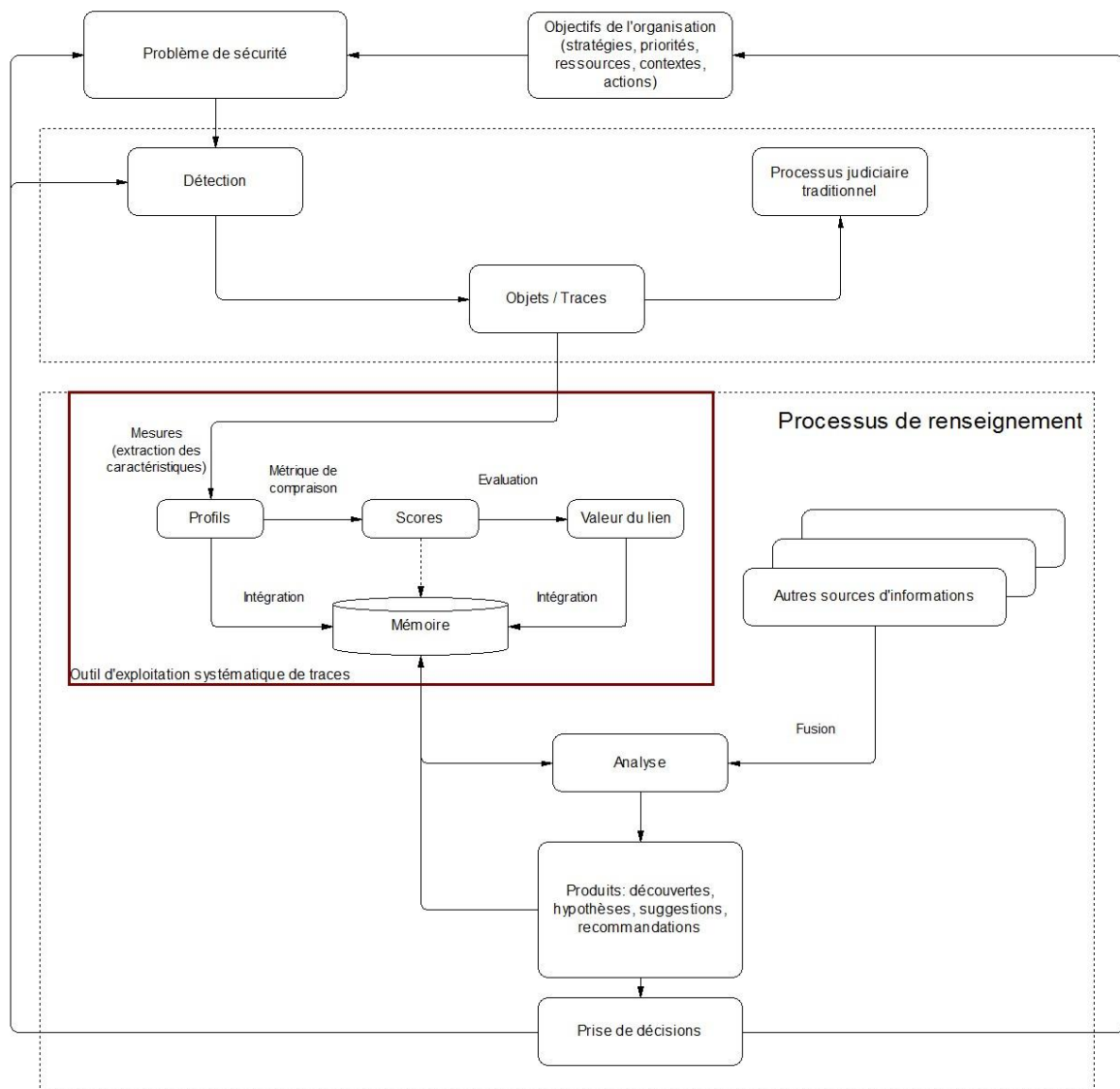


Figure 3 : Le processus du renseignement forensique selon Morelato et al. (2014). En rouge la localisation d'un outil d'exploitation systématique de traces dans le processus global.

Sur le schéma de la figure 3, nous relevons encore l'étape d'évaluation de la valeur du lien qui figure au niveau de l'outil d'exploitation des traces. En matière de trace de semelle, l'évaluation de la force probante d'un lien établi entre une trace et une référence à destination d'un tribunal fait l'objet de controverses qui ne sont que partiellement résolues (President's Council of Advisors on Science and Technology, 2016; R v T, 2010). Ces controverses ont notamment trait aux méthodes et aux données utilisées dans cette évaluation. Si la communauté forensique a apporté un certain nombre de réponses à cette problématique dans le cadre de la présentation de la preuve devant une cour de

justice (Berger et al., 2011; Biedermann et al., 2012; Morrison, 2012), l'évaluation de la valeur d'un lien entre deux traces prélevées sur des lieux dans le cadre du renseignement forensique reste encore peu explorée.

2.4 Récapitulatif

Nous avons constaté que la trace de semelle peut se concevoir utilement comme un vecteur d'information à destination d'un processus de renseignement, notamment dans le cadre de la lutte contre la criminalité de volume. Cet emploi de la trace impose une capacité à gérer un grand nombre de données et donc le développement de banque de données. Si les travaux de Girod et al. (Girod et al., 2008; Girod, 1996; Girod, 2002; Ribaux et al., 2003) posent des bases fondamentales, la mise en œuvre de tels systèmes repose principalement sur des développements ponctuels ou sur des solutions commerciales. Si des recherches ont bien été publiées sur l'automatisation du traitement des traces de semelles, ces travaux se focalisent entièrement sur l'aspect technologique et sont généralement implicitement tournés vers l'individualisation de la trace. L'intégration de tels outils dans une optique de renseignement forensique n'est généralement pas été abordée. Nous trouvons cependant un modèle transversal d'intégration de la trace dans le renseignement dans les travaux de Morelato et al. (2014) et qui constitue une base à nos réflexions sur le développement et l'automatisation d'un outil de gestion de traces de semelles. Le chapitre suivant va nous permettre de faire un état des lieux des recherches publiées sur les banques de données de traces de semelles et leur automatisation ainsi que donner une aperçu de la pratique en Suisse et dans quelques pays.

3 Etats des lieux de la recherche et des pratiques

Ce chapitre propose un tour d’horizon des pratiques en matière d’exploitation des traces de semelles en Suisse et à l’étranger. Nous verrons que, malgré la place prise par les analyses ADN dans l’investigation, la trace de semelle joue toujours un rôle important. Cependant, les différentes situations examinées montrent que la trace de semelles est exploitée de façon très inhomogène : pour certains services, l’exploitation des semelles est systématique alors qu’elle est parfois anecdotique pour d’autres. Les outils employés dans ce but sont eux-aussi très différents. Nous verrons également que, en termes d’automatisation de ces outils, il n’existe actuellement que très peu de solutions opérationnelles. Les recherches menées dans le domaine montrent que cette tâche ne peut être entièrement dévolue à la machine.

3.1 Gestion et exploitation des traces de semelles en Suisse

Depuis la fin des années 1990, l’un des principaux changements pour la police scientifique a été l’arrivée des analyses ADN et leur exploitation de plus en plus systématique. Or, on pourrait imaginer que l’introduction d’un nouvel outil puisse se faire au détriment des anciens. Autrement dit, qu’un type de trace soit délaissé au profit de l’ADN. Nous avons pu observer les chiffres du Service Forensique de la Police Neuchâteloise qui démentent cette affirmation, du moins pour les traces les plus fréquemment collectées. La figure 4 nous montre le taux de collecte sur des cas d’infractions au patrimoine avec une intervention de la police scientifique dans le canton de Neuchâtel entre 1999 et 2016. On peut observer que si les prélèvements ADN sont effectués sur environ 90% des cas en 2016, le taux de collecte des traces de semelles n’a pas baissé pour autant. Il est même passé de 36 à 50% entre 1999 et 2010. On relève une baisse dans les taux de collectes des traces papillaires et d’outils mais dont les proportions ne sont pas comparables à l’augmentation de l’ADN. Ce constat est également partagé par Rix (2004) en Angleterre, bien que la période observée soit plus courte.

Pour l’inspecteur scientifique, il a donc une complémentarité entre les traces permettant directement d’identifier l’auteur (ADN, papillaire) et les traces permettant de reconstruire l’activité (semelle, outil) ou de lier des cas entre eux (Hazard, 2014). De plus, la détection de la trace et la détermination de sa pertinence sont en général plus aisées pour une semelle que pour de l’ADN de contact dont le résultat, et donc sa pertinence, ne pourra être évalué qu’après analyse (Hazard, 2014). La collecte de l’ADN ne remplacerait donc pas nécessairement la collecte de traces de semelles sur des cambriolages. De grandes variations dans le taux de collecte de traces de semelles sont toutefois constatées entre différents services et au court du temps. Girod (2002) observait ainsi des taux allant de 3% à 58% dans

les cantons RBT⁵ au cours des années 90. De nombreux facteurs sont avancés pour expliquer ces variations. Certains sont d'origine humaine, environnementale ou encore organisationnelle. Une des explications mentionnée par Girod pour expliquer une augmentation nette de ce taux de collecte dans un service est la motivation des inspectrices et des inspecteurs : celle-ci augmenterait lorsque les traces prélevées sont particulièrement utiles, par exemple, afin de lier des cas entre eux et de former des séries. En effet, des augmentations de 9 à 20% du taux de collecte ont été observées lorsqu'un service était confronté à un grand nombre de cas commis par un groupe d'auteurs restreint et que les traces de semelles permettaient effectivement de lier des cas entre eux. On peut parler d'une forme de cercle vertueux – selon l'expression utilisée par Ribaux (2014, pp 147-148) – où une meilleure et plus large exploitation des traces encourage la collecte de celles-ci qui, en retour, viennent nourrir le système de l'action de sécurité.

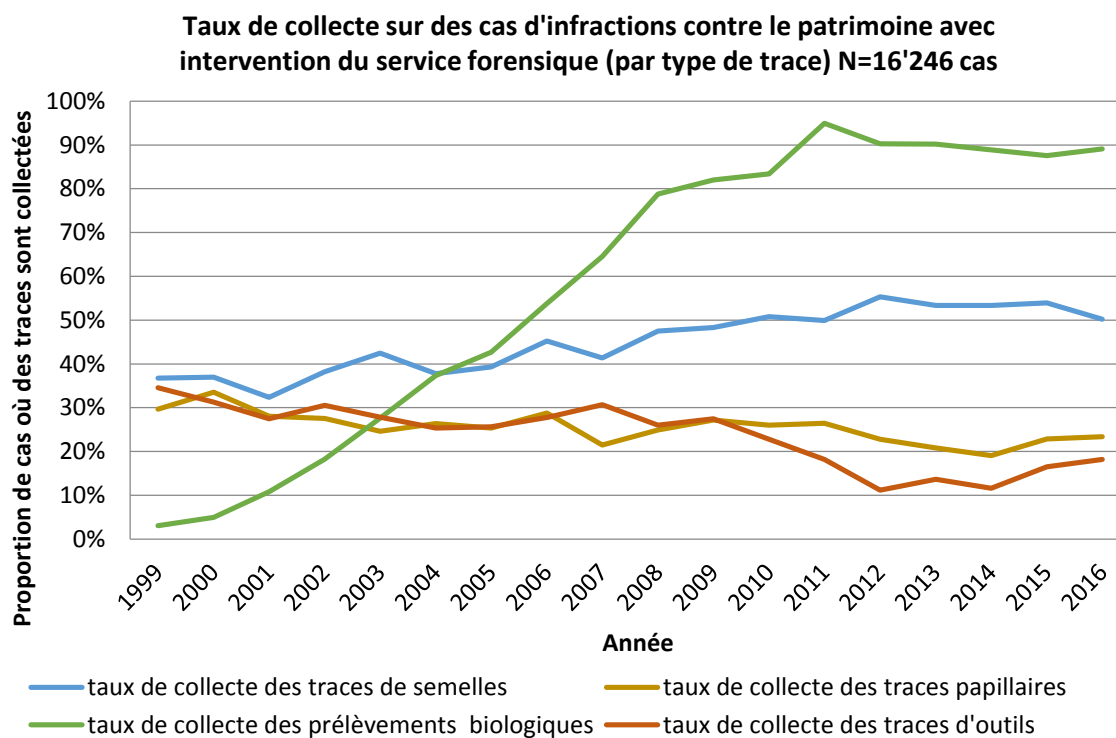


Figure 4 : Taux de collecte du SF des traces sur des cas d'infractions contre le patrimoine. Chiffres extraits de la banque de données du Service Forensique de Neuchâtel entre 1999 et 2016 pour des cas où le SF est intervenu. Les pourcentages indiquent la proportion des cas investigués pour lesquels au moins une trace de chaque type a été prélevée, indépendamment de l'exploitation ultérieure.

Les outils utilisés par les services de police scientifique en Suisse afin de gérer et exploiter les traces de semelles présentent une grande diversité de formes et de fonctionnalités. Un aperçu plus détaillé est fourni à l'annexe 2 et nous pouvons résumer ainsi : ces outils peuvent être groupés en deux types distincts : premièrement les outils directement inclus dans les systèmes d'information des polices tels qu'ABI, POLIS ou ZEPHYR. Les modules dédiés aux traces matérielles inclus dans ces systèmes assurent

⁵ Romandie, Berne et Tessin. Une table des acronymes est fournie au début ce travail.

principalement la fonction de traçabilité de l'information collectée. Ces systèmes sont principalement conçus pour la gestion et le suivi des affaires d'un point de vue administratif et judiciaire. Les possibilités d'indexation des données relatives aux traces de semelles, et de recherche, détection et visualisation de liens entre ces données sont relativement limitées. Les services utilisant ce genre d'outils utilisent souvent en parallèle des fichiers séparés (comme des tableaux Excel) pour mémoriser et communiquer les liens détectés à partir des traces de semelles.

Le deuxième type d'outil de gestion des traces de semelles est inclus dans des outils dédiés spécifiquement à la gestion des traces matérielles. Ces outils fonctionnent indépendamment des systèmes d'information de la police. La très grande majorité d'entre eux a été développée sur une plateforme Filemaker® par les services de police scientifique eux-mêmes. L'indexation des traces de semelles dans ces outils est généralement basée sur la codification proposée par Girod (2002) mais différentes variantes de celle-ci sont utilisées par différents services. Tous ces outils permettent, dans une certaine mesure, de rechercher et de visualiser les liens à partir des traces de semelles. Cependant, la façon de structurer et de représenter l'information diffère grandement d'un outil à l'autre. C'est ainsi que sur les six outils d'exploitation des traces de semelles employés par les services de police scientifique romands, nous avons identifié cinq structures (schéma entité-relation d'une base de données) différentes. Le développement à l'interne des services permet à chacun d'exploiter un outil adapté à ses propres besoins mais rend difficile, voire impossible la communication d'informations entre ces outils.

D'un point de vue organisationnel, nous observons également des différences entre les services dans l'exploitation des traces. Celle-ci peut être réalisée de façon centralisée : un groupe restreint de personnes sont responsables du traitement et de l'exploitation. Ou à l'inverse, cette tâche peut être organisée de façon distribuée, c'est-à-dire que la personne qui collecte une trace est responsable de son traitement depuis la collecte jusqu'à l'exploitation des résultats. Il existe évidemment des variantes intermédiaires entre ces deux options. De façon générale, plus la taille d'un service augmente, plus l'exploitation des traces de semelles tend vers la centralisation.

Malgré ces différences dans la manière de gérer les traces de semelles et dans les outils utilisés, chacun de ces services exploite les traces de semelles à des fins d'identification et à des fins de recherche de liens entre les cas. Comme nous l'avons déjà mentionné dans la section 2.2, 1991 relations entre des cas ont été établies parmi ces cantons pour l'année 2012. Ce nombre de relations représente 15% de tous les cambriolages où la police scientifique a été impliquée et 38% des cas où des traces de semelles ont été prélevées. Une fois établi, ces liens sont analysés, soit par les services de police scientifique, soit par les analystes criminels des polices et sont intégrés, conjointement avec les liens issus d'autres types de traces, aux enquêtes sur les séries détectées au niveau cantonal. Les liens détectés dans les

cantons RBT sont également intégrés dans la plateforme du CICOP⁶. Pour cela le CICOP exploite une banque de données (PICAR) où sont notamment collectés les liens forensiques les plus pertinents issus des services de police scientifique cantonaux. En l'occurrence, ce sont les cantons qui choisissent les liens qu'ils y intègrent. S'agissant des traces de semelles, ce sont principalement les liens intra-cantonaux qui sont relevés de cette manière. Les liens intercantonaux sont eux détectés lors de réunions des spécialistes en traces de semelles de chaque canton et que nous décrirons ci-après. PICAR est donc alimenté par les cellules d'analyse criminelle de chaque canton qui, en retour, peuvent s'en servir à des fins d'analyses tactiques, opérationnelles ou encore stratégiques.

Les liens établis sur la base de données forensiques ou situationnelles regroupent des cas qui forment des séries. Rossy et al. (2013) ont étudié comment les liens forensiques permettaient de détecter ou de construire les séries dans PICAR. Entre 2009 et 2011, 120'344 cas ont été insérés dans PICAR dont la moitié concerne des cambriolages. En tout, ce sont 8'284 cas qui ont pu être liés, formant 1'567 séries différentes. Parmi ces séries, environ un quart ont été détectées sur la base de traces de semelles, principalement pour des cambriolages. Cette étude montre l'importance et la complémentarité des liens forensiques dans l'analyse de la criminalité puisqu'une part significative des cas n'est liée que par un lien forensique. Cela vient notamment du fait que le lien entre deux cas éloignés géographiquement et temporellement sera plus facilement détectable par la trace que par des informations situationnelles. Cependant les liens intercantonaux basés sur les traces de semelles mettent relativement longtemps à être détectés – en majorité de 3 à 12 semaines après les événements – alors que les liens intra-cantonaux sont généralement détectés en moins de 4 semaines. Si cela ne semble pas péjorer leur potentiel de détection de liens, ce délai limite les possibilités d'analyse et de décision en « temps réel ». Ce délai nécessaire à la détection de ces liens intercantonaux est dû mode d'échange d'informations entre les services de police scientifique de ces cantons.

Depuis 1991, les spécialistes en traces de semelles des cantons RBT se réunissent 5 fois par année à des intervalles de 2 à 3 mois. Lors de ces réunions, chaque canton apporte les impressions des traces qu'il a relevées dans les derniers mois et passe en revue les traces relevées dans les autres cantons (généralement plusieurs centaines) à la recherche de liens. L'objectif est de détecter, sur la base des traces de semelles, les liens intercantonaux. Cette méthode repose donc principalement sur la mémoire visuelle des spécialistes ainsi que sur leurs connaissances des phénomènes criminels en cours dans leur canton.

⁶ Concept Intercantonal de Coordination Opérationnelle et Préventive. Le CICOP étant une structure intercantonale regroupant les cantons de Fribourg, Genève, du Jura, de Neuchâtel, Vaud, du Valais et du Tessin. Son objectif est d'obtenir une meilleure connaissance de l'environnement criminel par une mise en commun des liens et des analyses émanant des services de renseignement criminel cantonaux et de permettre une coordination des efforts afin de lutter contre la criminalité itinérante, principalement en matière d'infraction au patrimoine (Birrer, 2010; Ribaux et Birrer, 2010).

Ainsi entre 2012 et 2016, ce sont en moyenne 180 liens qui ont été détectés par année (voir l'annexe 3 pour plus de détails sur ces réunions). Ces liens (également appelés relations) concernent chaque année en moyenne 460 cas au niveau RBT. Néanmoins ce chiffre ne dénombre que des cas liés entre un canton et un autre, sans tenir compte des liens établis à l'intérieur de chaque canton.

Parmi les liens établis lors de ces réunions, la signification et la force probante qui peuvent leur être associés sont très inhomogènes. Ceci est dû au fait que la notion de lien n'a jamais été clairement définie et chaque canton utilise sa propre doctrine. Nous pouvons donc retrouver aussi bien des liens basés uniquement sur l'observation d'un motif concordant mais relativement commun sur deux cas dont les profils sont relativement éloignés, que des liens basés sur une combinaison de motifs observés sur deux cas aux modus et données spatio-temporelles très proches.

A l'issue de ces réunions, les liens sont introduits dans PICAR afin d'être accessibles aux analystes de chaque canton. Le délai de 2 à 3 mois séparant chacune de ces réunions explique en grande partie le délai observé par Rossy et al. (2013) entre la survenance de deux événements dans deux cantons différents et la date de la détection du lien.

Cette conférence des spécialistes traces de semelles RBT créée en 1991 n'était supposée n'être « *qu'un premier pas en vue d'une centralisation et d'une exploitation au niveau national* » (Schuwey, 1992). Les chefs des services de police scientifique anticipaient alors que les outils informatiques devraient, dans le futur, servir de support à une exploitation centralisée des traces matérielles. Il est intéressant de relever qu'en 2002 également, suite à une demande des Chefs SIJ, les participants se sont interrogés sur l'opportunité de mettre en commun les banques de données semelles des cantons. Ils ont alors pris position, sur le principe, en faveur d'une banque de données commune et admettaient que le mode de fonctionnement des conférences des spécialistes de traces de semelles souffrait de défauts. Ils ont néanmoins émis un certain nombre de réserves quant à la complexité et à la surcharge de travail qu'une telle structure pourrait engendrer (Conférence traces de semelles RBT, 2002).

En 2011, un projet pilote entre les cantons de Schwyz, Lucerne et Zurich a envisagé une exploitation commune des traces de semelles par ces cantons en utilisant le prototype commercial ASTIS de l'entreprise ai-one AG (Stadelmann, 2011) supposé automatiser la comparaison des traces et des empreintes. Le lancement de ce projet incita l'Association des Chefs de Police Judiciaire Suisses (ACPJS) à demander aux chefs SIJ suisses de se prononcer sur l'opportunité de la mise en place d'une banque de données nationale automatisée de traces de semelles basé sur ASTIS. Cependant, ce projet a été abandonné, notamment à cause du décalage entre l'ambition du projet et les capacités limitées du prototype (voir Annexe 6).

En partant du constat que la manière d'exploiter les traces de semelles entre les cantons doit évoluer mais qu'une solution nationale paraît trop ambitieuse dans un premier temps, un groupe de travail a été mis en place afin d'étudier la possibilité d'une exploitation régionale entre les cantons romands en

2012. Ce groupe de travail réunissait des spécialistes de traces de semelles des cantons de Fribourg, Genève, du Jura, de Neuchâtel, du Valais et de Vaud ainsi que des membres de l'Ecole des Sciences Criminelles et du CICOP. Sur la base d'un mandat de la conférence des commandants de polices cantonales RBT, le groupe a évalué les possibilités de mise en œuvre d'une banque de données commune ainsi que les avantages et les risques d'une telle approche. Plusieurs variantes ont été proposées allant de la « simple » banque de données commune et alimentée par chaque service jusqu'à une centrale d'exploitation fonctionnant, dans une certaine mesure, sur le modèle d'AFIS (Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles, 2014). Le projet a pris le nom de CINTES pour Centrale Intercantonale des Traces et Empreintes de Semelles. Constatant que pour l'instant aucune solution opérationnelle ne permettait l'automatisation du traitement, le groupe de travail a opté pour une codification manuelle basée sur une évolution de celle proposée par Girod. Outre les considérations techniques, le rapport établi par le groupe recommande que la gestion des traces et des liens établis soit faite en regard des structures de renseignement déjà établies dans les cantons et au CICOP. Notamment que les liens détectés soient repris dans PICAR. Depuis début 2017, ce groupe de travail a débuté parallèlement deux chantiers, le premier concerne une évaluation pratique du système EverASM commercialisé par la compagnie EverSpry, afin de déterminer si ce genre de produit peut être intéressant pour les cantons RBT à moyen terme. Le second chantier concerne la mise en commun des données traces de semelles de chaque canton romand dans une banque de données centralisée et développée sur FileMaker. Le développement et la mise en production sont prévus pour 2018. En ce qui concerne l'évaluation d'EverASM, les travaux sont toujours en cours, mais les premiers résultats montrent que le système atteint assez vite ses limites lorsqu'il s'agit de traiter des traces de qualité moyenne. Il semble également que l'organisation des données ne facilite pas la recherche de liens entre traces.

En Suisse alémanique, une conférence des spécialistes semelles a également été mise en place entre les cantons d'Argovie, de Berne et Soleure. Elle fonctionne selon les mêmes principes que la conférence RBT avec des réunions quatre à cinq fois par année. Mais les relations établies ne sont exploitées qu'individuellement par chaque service, ces cantons ne disposant pour l'instant pas d'une plateforme intercantonale similaire à PICAR.

L'absence de cadre d'exploitation unifié et clairement identifié rend les échanges entre services relativement laborieux et ralentit la détection des liens entre les différentes juridictions. Cette non formalisation de l'intégration de la trace dans un processus de renseignement induit également une mauvaise compréhension des liens établis sur la base des traces de semelles parmi les forensiens d'une part, mais aussi pour les enquêteurs et les magistrats. Un forensien peut ainsi renoncer à transmettre l'information d'un lien entre plusieurs traces à des enquêteurs, par peur que ces derniers ne l'utilisent comme une certitude et donc comme une preuve au tribunal (Ribaux, 2014 pp. 247-250). Hazard (2014) mentionne aussi un certain décalage dans la perception et les attentes vis-à-vis des

traces entre les inspecteurs scientifiques, les enquêteurs et les procureurs. Nous avons personnellement été confrontés à des situations où un procureur ou un enquêteur refuse de tenir compte d'un lien entre deux traces de semelles sous prétexte qu'il ne s'agissait « que » de traces de semelles (par opposition à des traces ADN).

Ce tour d'horizon n'est pas exhaustif, mais démontre que l'exploitation des traces de semelles en Suisse est très différente d'un canton à un autre et que les critères pour établir des liens, leur signification et leur exploitation reposent sur des notions mal définies et sont parfois mal perçus. Les outils utilisés par les services sont relativement disparates et la détection de liens entre juridictions est peu réactive. Au final, l'intégration de la trace de semelle dans les processus de renseignement est très inégale d'une région à l'autre.

3.2 Exemples d'exploitation des traces de semelles à l'étranger

On observe dans la littérature scientifique que l'intérêt de la communauté forensique, en Suisse comme à l'étranger, pour le développement de banques de données de traces de semelles a connu un essor au cours des années 1990. La plupart des auteurs mentionnent les progrès de l'informatique comme un facteur clé, ouvrant de nouvelles perspectives et permettant l'informatisation de la mémoire. Sawyer et Monckton (1995) indiquent également que la multiplication des modèles disponibles sur le marché depuis les années 1980 ait rendu moins efficace les anciens systèmes de codification. Les développements de cette période concernent principalement le passage de fichiers mécaniques à des fichiers numériques et leur mise en réseau, ainsi que le développement de nouveaux catalogues d'indexation plus discriminants. Si la numérisation de la mémoire facilite et accélère les recherches dans une banque de données, les étapes de codification, de classification et de comparaison sont toujours effectuées par un opérateur. Néanmoins, les auteurs imaginent que les progrès de l'informatique devraient aussi permettre une automatisation de ces étapes dans un futur plus ou moins proche.

Ainsi, en Angleterre dans les années 1970, un index des traces de semelles et de traces d'outils était développé au laboratoire forensique de la police métropolitaine de Londres fonctionnant sur la base de codes numériques sur des fiches cartonnées (Davis, 1981). Le code numérique était attribué selon une série de règles et devait permettre de décrire de manière unique le motif d'une trace ou d'une semelle. Plusieurs séries de cas liés à travers plusieurs districts ont été détectées alors qu'a priori, elles n'auraient pas été remarquées par les enquêteurs. Ce système de codification a subi certaines évolutions au cours du temps et a été utilisé par plusieurs services de police. Birkett (1989) montre que la mise en commun de ces fichiers entre différents services permettrait de détecter des liens et qu'il s'agit là d'une source d'informations pertinente à des fins de renseignement criminel. Mais une nouvelle adaptation du système de codification est rendue nécessaire par la multiplication des motifs

rencontrés, l'actuel n'étant plus assez discriminant. En même temps que cette évolution, la création d'une banque de données informatisée a pu avoir lieu en profitant de la création d'un réseau de communication informatique entre les polices (Sawyer et Monckton, 1995). Entre 1996 et 2001 l'opération « Bigfoot » a été mise en place entre plusieurs circonscriptions de Londres. Elle consistait à exploiter systématiquement les traces collectées par les différentes polices en les envoyant au Forensic Science Service (FSS) qui était chargé de les classifier, d'établir des liens, puis de transmettre les informations aux unités d'enquêtes et de renseignement des polices (Milne, 2001). Outre les améliorations des techniques de prélèvements et de codification, l'expérience a permis d'observer les difficultés de gestion des flux de données entre de multiples entités. Il a été montré qu'une centralisation complète du traitement des traces mène à des accumulations de travail générant des retards. La phase de codification et de classification a donc été laissée aux services prélevant les traces afin de ne centraliser que la comparaison et l'établissement des liens. Cette distribution des tâches rend nécessaire un travail de formation des agents responsables de la codification afin d'obtenir des résultats homogènes. L'opération semble avoir démontré l'utilité de l'exploitation des traces à des fins de renseignement puisque d'autres circonscriptions ont été incluses dans ce processus et de nouvelles structures d'exploitation du renseignement forensique ont été mises en place. Pourtant, en matière de renseignement, si des liens peuvent être détectés sur la base de traces – quelque que soit leur nature – leur exploitation n'est pas nécessairement automatique et semble très inhomogène entre les services (Blakey, 2002). Le FSS a, par la suite, implanté le système SICAR pour la gestion et l'exploitation des traces de semelles ainsi que développé le système FLINTS, un outil de gestion du renseignement forensique regroupant les informations de multiples types de traces (Burrows et Tarling, 2004). Des systèmes de gestion de traces de semelles commerciaux comme SICAR ou TREADMARK sont aujourd'hui régulièrement déployés dans des services de police à travers le pays (Milne, 2013).

Toujours en Angleterre, des données de la police du Yorkshire montrent que la classification des traces par marque et modèle en fonction du motif visible permet d'établir des liens entre scènes de crime, même pour des modèles de chaussures considérés comme fréquents, à condition d'avoir accès au contexte de la trace, soit au minimum, les données spatio-temporelles (Napier, 2002). L'analyse de l'apparition des motifs à travers le temps et l'espace démontre en effet qu'ils n'apparaissent pas de façon uniforme et que les motifs dits courants ne sont pas si nombreux (Girod et al., 2008; Girod, 2002). Et les exemples de ce type d'analyse des traces matérielles sont nombreux. Ainsi, une exploitation systématique des traces retrouvées sur les éléments de munitions dans la région de Boston a permis d'avoir un impact opérationnel sur la résolution de crimes violents (Braga et Pierce, 2004; Braga, 2008), l'analyse des faux documents d'identité (Baechler, 2015) ou encore du profilage des stupéfiants (Guéniat et Esseiva, 2005) pour n'en citer que quelques-uns.

Depuis 2016, la Metropolitan Police de Londres teste, dans certains quartiers, un nouveau système d'acquisition des semelles des personnes interpellées qui sont automatiquement comparées aux

motifs des traces prélevées sur les lieux d'infraction. Des scanners numériques (commercialisés par la société Everspry) sont installés dans les postes de police et chaque personne soumise à une prise de mesures signalétiques fait l'objet d'un scan de ses chaussures. L'image numérique est automatiquement⁷ comparée à une collection de motifs (subdivisée selon les marques et modèles) à l'aide d'un algorithme qui propose une liste de candidats à l'opérateur. Celui-ci détermine alors le bon motif. En parallèle, les traces prélevées sur les lieux sont classifiées selon la même collection de motifs (manuellement à l'aide de codes alphanumériques). Lorsqu'une paire de chaussures présente un motif correspondant à des traces, une alerte est envoyée à un spécialiste qui est chargé d'analyser le cas. Pour que cette alerte soit lancée, il faut également que le lieu d'infraction où la trace a été prélevée se trouve dans un certain périmètre autour du lieu de résidence de la personne contrôlée (Henderson et Hall, 2016). Cette méthodologie est basée notamment sur les travaux Brantingham et Brantingham (1981) et sur l'analyse des données des infractions résolues qui montrent que la distance entre la résidence de l'auteur et le lieu de son délit (*journey-to-crime*) est relativement faible. L'analyse de données des cambriolages dans cinq quartiers de Londres entre 2014 et 2016 montre par exemple que la distance entre le domicile d'un auteur et le lieu de son délit est en moyenne inférieure à 5km. L'utilisation de ce genre de données permet donc d'effectuer un tri dans les données à comparer. Le système est encore trop récent pour évaluer ses performances et son impact mais les premiers résultats sont encourageants. Néanmoins il peut être relevé que le premier impact visible est une impressionnante hausse du taux de collecte des chaussures de référence puisqu'il est passé de 3% à 70% dans les postes où les scanners ont été installés.

En Allemagne au début des années 1990, un système de codification des traces selon les formes géométriques du motif a été introduit au GLKA, laboratoire responsable des cinq nouveaux lands réunifiés, et semblait être une plus-value en matière d'identification (Kurras et al., 1991). En parallèle, certains Landeskriminalamt (LKA) ont également participé au développement du système zurichois ISAS (Ebding, 1994). Aujourd'hui, le LKA de Basse-Saxe possède une unité qui gère les traces de semelles, de pneus et de gants. Il s'agit du Fachgruppe 52.3 (FG.52.3). En matière de semelles, les traces et les références proviennent de toutes les polices du Land et sont traitées par cette unité de manière centralisée. Il utilise pour cela le programme SCHARS développé par l'entreprise allemande GFal en partenariat avec le LKA de Brandebourg dans les années 90 (Feist et al., 1997). Le matériel est codifié selon un catalogue de formes géométriques. En l'occurrence, l'unité du LKA tient à jour un fichier de plus de 23'000 modèles de chaussures servant à classifier les traces et références qui lui sont soumises (Pröve, 2012). Cette classification par modèle est exploitée à trois fins particulières. Premièrement elle permet d'identifier le modèle de chaussure à l'origine de la trace et de la transmettre aux enquêteurs en charge du cas, qui exploiteront cette information lors de leurs perquisitions. Environ 60% des 9'500 traces soumises chaque année au LKA ont leur modèle identifié.

⁷ Cet algorithme a été développé par la Metropolitan Police en partenariat avec la société Bluestar Softwear.

Deuxièmement, une trace dont le modèle a pu être déterminé sera confrontée aux traces de même modèle observées dans tout le Land de Basse-Saxe. En 2012, cette recherche de liens entre traces de semelles a permis de détecter plus de 1'900 séries de cas. Le FG 52.3 émet ces liens à titre investigatif et ne les considère pas comme des « éléments de preuve ». Il les transmet aux enquêteurs concernés et les rend accessibles à toutes les polices du Land via un site Intranet. Et dernièrement, les traces sont confrontées aux références connues du modèle correspondant. Environ 10% des traces font l'objet d'un rapprochement avec un encrage référence et donc d'une expertise par cette même unité dont environ le tiers débouche sur une « identification » qui sera exploitée. Les résultats de l'expertise sont ensuite fournis à la police concernée. Sans que les documents du FG 52.3 ne le mentionnent explicitement, son fonctionnement est donc bien plus orienté vers le renseignement que vers l'individualisation des traces.

Faisant face à des coupes budgétaires, les unités du LKA ont dû justifier leurs pratiques vis-à-vis de la Cour des comptes de Basse-Saxe en 2010. Le FG 52.3 a notamment dû justifier le maintien des postes de travail nécessaires à son fonctionnement actuel au travers d'un rapport (Pröve, 2012). La Cour des comptes estimait en effet que le maintien d'une collection de référence des modèles était superflu et que sa suppression permettrait l'économie de plusieurs postes de travail et ce, d'autant plus que les LKA des autres Länder n'en utilisent pas et ne font que des expertises en comparaison. S'agissant finalement d'une utilisation de la trace à des fins de renseignement, son impact est difficilement mesurable et ne saurait se borner à une simple addition des cas résolus (Bitzer et al., 2015; Blakey, 2002; Burrows et Tarling, 2004; Ribaux, 2014; Rix, 2004). Le FG 52.3 a donc décidé de mener un sondage auprès des destinataires de ses résultats afin de déterminer l'utilité perçue de leur travail. Les traces soumises provenant à plus de 90% d'infractions contre le patrimoine, les destinataires sont majoritairement des enquêteurs travaillant dans ce domaine. Les chiffres récoltés montrent que ces enquêteurs considèrent comme essentielles à leur travail les informations fournies par le FG 52.3, tant l'identification du modèle de chaussure à l'origine d'une trace que les liens potentiels avec d'autres cas (Pröve, 2012). L'un des problèmes relevé par ce sondage est le temps de traitement des traces qui peut prendre plusieurs mois (en moyenne 3 mois) et qui diminue l'utilité de ces informations. Si une certaine rationalisation des étapes de travail a pu être engagée, diminuant de ce fait les coûts, le rapport établit donc que la suppression d'une telle banque de données impacterait fortement sur la capacité de la police à enquêter sur les délits contre le patrimoine. Au contraire, il propose même d'engager du personnel supplémentaire afin de diminuer le temps de traitement des traces et d'utiliser au mieux le potentiel informatique des traces.

Dans le même rapport, la question de l'automatisation des processus de comparaison est rapidement abordée. En substance, le FG 52.3 n'a pas connaissance de l'existence d'une solution automatisée permettant un déploiement opérationnel dans un proche avenir.

Mais si les exemples anglais et allemand présentés ici montrent une exploitation systématique des traces de semelles dans la lutte contre la criminalité de volume, dans d'autres pays cette exploitation est beaucoup plus ponctuelle. En France par exemple, les semelles ne semblent pas être systématiquement prélevées sur les lieux de cambriolage ce qui rend leur exploitation peu fructueuse. Les prélèvements effectués sur les lieux sont préférentiellement des objets qui pourront être exploités au laboratoire, notamment les cylindres des serrures arraché portant les traces d'outils qui sont régulièrement envoyés à l'IRCGN (Lepeer, 2016; Pachoud, 2015).

Du côté des Etats-Unis, nous ne trouvons que peu d'exemples d'exploitation de la trace de semelle à des fins de renseignement. Il est difficile d'avoir une vision représentative des pratiques parmi les milliers de services de police mais la détection de liens entre des cas à travers les traces de semelles est peu répandue. Néanmoins, nous pouvons mentionner le laboratoire du Sheriff's Office du comté de Charlotte en Floride qui exploite en routine ce type d'informations dans la lutte contre la criminalité de volume avec des résultats très intéressants (Gorn et al., 2017). Le laboratoire du FBI a d'ailleurs débuté une étude afin de déterminer si et comment une banque de données fédérale de semelles pourrait être implémentée dans une optique de renseignement forensique. Cette banque de données pourrait être hébergée au niveau fédéral par le FBI mais serait exploitée par les polices locales (Gorn et al., 2017). En Alaska, au Scientific Crime Detection Laboratory, une banque de données locale a été constituée mais principalement à des fins d'expertise. Celle-ci constitue une aide à l'évaluation de la fréquence de certaines caractéristiques observées dans un cas (Kanaris, 2017).

Les pratiques sont donc très diverses à travers le monde mais nous identifions un point commun aux services exploitant la trace de semelle à des fins de renseignement : ceux-ci font généralement partie des services de police et travaillent en étroite collaboration avec les services en charge des enquêtes. De plus, les informations contextuelles de la trace prélevée sur les lieux (ou des références) sont systématiquement intégrées dans cette exploitation.

3.3 Automatisation des banques de données de traces de semelles

Un grand nombre de banques de données existent et sont utilisées à travers le monde par les services de police. Une étude (Majamaa 2000) dénombreait 17 systèmes différents utilisés par 51 agences dans 9 pays (Europe et USA). Ces systèmes sont difficilement comparables car, parmi eux, il existe une grande variabilité de contenu et d'utilisation. Si certains ont pour but d'identifier la marque et le modèle d'une chaussure à partir d'une trace (comme par exemple SHOE[®] (Ashley 1996) ou FI[®] du Metropolitan Police Service), d'autres systèmes sont plutôt centrés sur les traces (SHOE-FIT[®] (Sawyer and Monckton 1995) ou TdP[®] (Girod 1996, Girod 2000, Girod 2002) en Suisse. Toujours selon Majamma, les buts principaux de ces systèmes sont d'identifier le type de chaussure à l'origine d'une trace, de lier un suspect à une scène de crime et de lier des scènes entre elles. Il semble que ces trois

types d'utilisations soient approximativement d'égale importance sur l'entièreté des services. En revanche, chaque laboratoire aura des attentes spécifiques vis-à-vis de son système de classification, en fonction du volume de données à traiter et des attentes du service de police auquel il est rattaché. Ces outils, dans leur très large majorité, utilisent une mémoire informatisée pour enregistrer les données mais leur traitement (indexation/codification, recherche et comparaison) y est effectué manuellement par un utilisateur. L'automatisation du traitement des traces est un réel défi. En effet, l'algorithme doit être capable de détecter sur l'image d'une trace (dont la qualité peut être très variable) les caractéristiques discriminantes qui lui permettront de retrouver la bonne chaussure parmi des milliers de références⁸. Actuellement, il n'existe, à notre connaissance, aucun système opérationnel permettant un traitement entièrement automatisé des traces prélevées sur les lieux. Le système le plus avancé en la matière est le programme EverASM, commercialisé par la société chinoise Everspry. Dans ce programme, l'utilisateur doit valider (et éventuellement corriger) les contours de la trace détectés par l'algorithme sur l'image avant de pouvoir effectuer une recherche dans la banque de données. Un autre programme existant est TreadFinder de la Police Metropolitaine de Londres qui traite les requêtes de façon automatique. Mais il s'agit uniquement d'impression de référence prises à partir de chaussures et non de traces prélevées sur les lieux. En l'occurrence dans ces deux systèmes, l'automatisation du processus s'arrête à la production d'une liste de références qui présentent des similitudes avec l'image soumise au système. La décision d'associer l'image de question avec une référence de la liste reste dans tous les cas la décision de l'opérateur, qu'il s'agisse d'individualisation ou de classification. Il s'agit des deux seuls exemples d'outils « automatiques » ayant été déployés dans des services opérationnels, bien que de nombreux auteurs aient publié des résultats concernant l'application d'algorithmes de comparaisons d'images appliqués aux traces et empreintes de semelles.

Les différentes méthodes utilisées dans les algorithmes de reconnaissance de traces de semelles peuvent être divisées en deux grands groupes : Les méthodes basées sur l'apparence, autrement dit sur la localisation et l'intensité de l'information directement sur l'entièreté de l'image, ou appliquée à des sous-régions de l'image après segmentation. Nous pouvons mentionner par exemple les moments de Hu (AlGarni et Hamiane, 2008), les moments de Zernik (Wei et al., 2013), la transformée de Fourier (de Chazal et al., 2005; Gueham et al., 2007) ou la MSER (Pavlou et Allinson, 2009). Deuxièmement, les méthodes basées sur la détection de point d'intérêt dans l'image. On citera principalement les graphes relationnels attribués (Tang, Srihari, et Kasiviswanathan, 2010) et la SIFT (Crookes et al., 2007; Pavlou et Allinson, 2009). Ces méthodes passent par une détection des points clés dans l'image qu'elles transforment en vecteurs qui sont ensuite utilisés pour les comparaisons. Wang et al. (2017) ont établi

⁸ Comme mentionné dans le chapitre 2, la définition du rôle de l'automatisation est rarement abordée dans la littérature du domaine. Il n'est généralement pas précisé si l'objectif d'un algorithme est l'individualisation (détermination de la source d'une trace) ou la classification (détermination d'un groupe de sources potentielles, autrement dit l'identification du motif ou de la marque et du modèle). Nous préciserons ces éléments dans la section 5.2

un résumé des résultats publiés pour chacune de ces méthodes. Luostarinen et Lehmuusola (2014) ont également implémenté plusieurs de ces algorithmes publiés afin de tester leurs performances sur un même jeu de données.

Pour une revue de la littérature détaillée à propos des algorithmes de comparaisons d'images appliqués au domaine des traces de semelles, nous renvoyons le lecteur à l'annexe 4. Nous mentionnerons ici trois contributions importantes au domaine, à commencer par les travaux de Cervelli, Dardi et Carrato (2009) qui ont montré que les traces prélevées sur les lieux représentent un réel défi pour l'extraction des caractéristiques. En effet, un grand nombre d'études évaluent les performances des algorithmes sur des traces dites synthétiques, c'est-à-dire des images provenant d'encrages de référence dont la qualité a été artificiellement dégradée pour imiter une trace. Or Cervelli et al. montrent que l'utilisation de traces synthétiques surévalue très fortement les performances d'un algorithme et recommandent l'emploi de matériel réel. Deuxièmement, Luostarinen et Lehmuusola (2014) ont implémenté huit algorithmes différents qui ont été publiés ces dernières années et les ont appliqués à des jeux de données identiques. Leurs travaux mettent en lumière les précautions à prendre lorsque l'on souhaite comparer les performances des méthodes qui ont été appliquées sur des données différentes et montrent également qu'une automatisation complète de reconnaissance des traces de semelles n'est de loin pas atteignable aujourd'hui. Et finalement les travaux de Wang et al. (2014; 2017) démontrent qu'une combinaison de plusieurs méthodes d'extraction des caractéristiques permet de faire face à la multiplicité des conditions auxquelles un algorithme de reconnaissance de traces de semelles est confronté. Leur méthodologie passe notamment par une première phase de traitement de l'image lors de laquelle seuls les éléments provenant de la trace sont extraits. Les récents travaux de Richetelli et al. (2017) montrent également de bons résultats grâce à une combinaison de plusieurs méthodes.

3.4 La banque de données comme aide à l'évaluation

Nous avons brièvement mentionné au chapitre 2.3 un jugement de la cour d'appel de la haute cour de justice britannique dont la décision a créé un vaste débat sur l'évaluation de la preuve. Dans le cadre de cette affaire (communément appelée R v T), la Cour reprochait l'emploi de rapport de vraisemblance dans l'évaluation du lien entre une trace de semelle et une chaussure de manière générale, mais aussi l'utilisation d'une banque de données considérée comme insuffisante pour se forger une opinion quant à la rareté d'un motif (R v T, 2010). A contrario, cette approche est explicitement recommandée par l'ENFSI dans le « *Guideline for evaluative reporting in forensic science* » (ENFSI, 2015).

L'évaluation du résultat d'une comparaison entre une trace de semelle et une chaussure de référence au travers d'un rapport de vraisemblance a été formalisée par Evett et al (1998). Au niveau de la

source, le résultat des comparaisons (E) doit être évalué sous l'angle de deux propositions alternatives qui sont, en général, soit la chaussure de référence a laissé la trace (Hp), soit une autre chaussure inconnue est à l'origine de la trace (Hd). La probabilité des résultats doit alors être évaluée en considérant alternativement Hp puis Hd comme vraies. Le rapport de vraisemblance (LR) nous est donné par le rapport de ces deux probabilités :

$$LR = \frac{P(E|Hp)}{P(E|Hd)}$$

En matière de traces de semelles, il est généralement admis que le résultat des comparaisons peut être séparé en deux catégories évaluées indépendamment : E_f la comparaison des caractéristiques de fabrication (motif et taille principalement) et E_a la comparaison des caractéristiques acquises (usure, coupures, etc.). Ce qui permet de diviser le rapport de vraisemblance de la manière suivante (Girod et al., 2008):

$$LR = LR_f \times LR_{a|f} = \frac{P(E_f|Hp)}{P(E_f|Hd)} \times \frac{P(E_a|E_f, Hp)}{P(E_a|E_f, Hd)} = \frac{p_1}{p_2} \times \frac{p_3}{p_4}$$

L'évaluation du rapport de vraisemblance passe donc par l'évaluation de quatre probabilités que sont :

- p₁ : la probabilité d'observer les caractéristiques de fabrication de la trace si la chaussure de référence en est la source.
- p₂ : la probabilité d'observer les caractéristiques de fabrication de la trace si une autre chaussure inconnue en est la source.
- p₃ : la probabilité d'observer les caractéristiques acquises de la trace si la chaussure de référence en est la source.
- p₄ : la probabilité d'observer les caractéristiques acquises de la trace si une autre chaussure inconnue, partageant les mêmes caractéristiques de fabrication, en est la source.

Les valeurs de p₁ et de p₃ vont dépendre de l'adéquation entre la trace et l'empreinte de référence. Si la trace est la représentation attendue de cette empreinte (en regard également de l'aspect temporel), alors ces probabilités vont tendre vers 1. Mais si des différences sont observables (explicables par une faible qualité de la trace, un long délai entre le dépôt de la trace et la saisie des chaussures par exemple), alors elles seront plus petites que 1. Il s'agit de l'expression, sous la forme de probabilités, de la prise en compte des dissemblances entre trace et empreinte dans laquelle l'appréciation de l'examineur entre en jeu (Girod et al., 2008).

Concernant les valeurs de p_2 et de p_4 , elles vont dépendre de la rareté des caractéristiques observées parmi la population, et nécessitent donc de définir la population dont on tient compte. Celle-ci sera définie aux travers de l'hypothèse H_d en fonction des circonstances du cas ou des allégations de la personne incriminée. Doit-on tenir compte de toutes les chaussures disponibles dans un pays, dans le monde, uniquement de celles portées par des cambrioleurs, dans une région donnée ? Ces considérations ont un impact important sur l'évaluation des probabilités. Il a par exemple été montré que la fréquence relative⁹ d'un motif peut varier dans le temps et d'une région à une autre (Benedict et al., 2014). La valeur de p_2 , qui représente la fréquence du motif et de la taille, dépendra donc de la population d'intérêt dont il est tenu compte. Différentes études démontrent que, même s'il est considéré comme courant, la valeur associée à la fréquence d'un motif n'est pas négligeable (Black, 2005; Brooks, 2006; Gross et al., 2013; Hancock et al., 2012; Parent, 2010). Concernant la prise en compte de la valeur des usures, un modèle a été proposé par Skerett et al. (2011) dans lequel les probabilités sont encore séparées en différents facteurs influençant la valeur finale et où l'expérience de l'examineur joue un rôle dans l'assignation. Afin de déterminer la fréquence des coupures, des recherches essayent de déterminer le modèle statistique permettant de déterminer leur rareté (Kaplan Damary et al., 2018; Shor et al., 2013; Speir et al., 2016; Speir, 2018). Mais les travaux de Keereweer et Sjerps sont souvent cités comme référence dans l'aide à l'évaluation de la valeur de ces caractéristiques (Keereweer et al., 2005; Keereweer, 2000; Sjerps et Keereweer, 2001). Bien qu'utiles, ces guides sont également considérés comme une représentation trop simpliste de la réalité pour être utilisés en tant que tel et devraient être employés comme appui dans la démarche de formation de l'opinion de l'examineur (Girod et al., 2008).

Comme le relevait à juste titre le jugement *R v T*, il n'existe pas de données parfaites permettant de calculer ces probabilités. Mais de multiples sources d'informations peuvent néanmoins permettre à l'examineur, non pas de les calculer, mais de se forger une opinion quant à leur valeur ou de leur assigner une valeur, selon le terme utilisé par Berger et al. (2011). Biedermann et al. (2012) insistent d'ailleurs sur le fait qu'une approche basée sur un rapport de vraisemblance permet, en premier lieu, une meilleure compréhension du rôle de chaque caractéristique et de son influence sur l'évaluation globale, bien avant d'assigner les probabilités de chacune. Le terme d'*assignation* est ici central. Il met en lumière le fait que les probabilités dont il est question ici ne sont pas une propriété d'un événement, mais la perception que peut en avoir l'examineur (Biedermann et al., 2013). Il s'agit là de probabilités dites épistémiques, qui reflètent le degré de croyance qu'un observateur a en un événement (passé ou futur) et sont donc, par nature, subjectives puisque propres au sujet. Ce terme s'oppose aux probabilités dites aléatoires se rapportant à un événement reproductible et qui sont donc mesurables. Les événements auxquels s'intéressent les examinateurs de traces de semelles sont, par essence,

⁹ Dans le cadre ce travail, la notion de *fréquence d'un motif* fait toujours référence à la *fréquence relative* de celui-ci. C'est-à-dire l'effectif du motif divisé par la taille de l'échantillon de population considérée. Par souci de lisibilité, le terme de *fréquence* est parfois utilisé pour faire référence à la fréquence relative.

passés et non reproductibles. L'estimation de la probabilité que telle caractéristique apparaisse sur une trace si telle chaussure en est la source contient donc nécessairement une composante subjective. Son assignation est faite selon l'expérience de l'examineur mais aussi selon toutes les données pertinentes auxquelles il peut avoir accès (Berger et al., 2011). Ce qui inclut donc, par exemple, une banque de données permettant de se renseigner quant à la fréquence d'un motif dans une population donnée. S'agissant d'une caractéristique (presque) toujours visible sur une trace ou une référence, la fréquence d'un motif peut être relativement facile à estimer – pour autant que l'on dispose d'une banque de données adéquatement structurée. Il est cependant important d'établir clairement les questions qui sont en jeu dans un cas donné afin de déterminer quelle population et donc quelle banque de données est pertinente pour y répondre (Champod et al., 2004).

Ces réflexions nous montrent donc qu'une banque de données peut être utilement employée comme aide dans l'évaluation des résultats d'une comparaison en permettant, notamment, d'estimer la fréquence d'un motif. Cependant nous relevons qu'il n'existe, à notre connaissance, aucune littérature abordant spécifiquement l'évaluation de la fréquence d'un motif à partir d'une banque de données de traces de semelles.

4 Du travail de recherche

L'objet étudié dans ce travail doctoral est la trace de semelle exploitée dans un contexte de lutte contre la criminalité de volume. La recherche est focalisée sur deux axes principaux : le premier est la structuration des données et leur traitement dans une banque de données, en explorant, notamment, ce que l'automatisation de certains processus de traitement peut apporter. Le deuxième axe aborde l'utilisation de la trace de semelle comme source de renseignement forensique, plus particulièrement les conditions nécessaires à l'établissement de liens basés sur les traces de semelles. Cette séparation en deux axes cherche à aborder de manière distincte l'outil et la méthode. Cette dernière étant supposée dicter la façon dont l'outil est construit et non l'inverse, il est donc nécessaire de définir, dans un premier temps, le canevas général de l'exploitation de la trace de semelle telle qu'elle est envisagée dans le présent travail.

4.1 Canevas général de l'exploitation des traces de semelles

En préambule, nous précisons que nous envisageons l'exploitation de la trace de semelle en premier lieu dans un contexte policier. C'est-à-dire dès le moment où une trace a été collectée sur un lieu d'infraction et qu'il s'agit de l'exploiter, le plus souvent, sans qu'il y ait de personne suspectée et donc de chaussure à comparer. Au travers d'un raisonnement hypothético-déductif, nous chercherons tout d'abord à déterminer si des similitudes peuvent être observées entre une trace nouvellement collectée et les traces et encretes déjà en mémoire. Cette première étape nous permet ensuite d'effectuer des comparaisons pertinentes et de « déterminer » si deux traces ont été engendrées par la même chaussure ou si telle chaussure est à l'origine de telle trace. Le résultat de ce raisonnement est ensuite transmis plus loin, analysé avec d'autres sources d'informations, et permettra, ultérieurement, de décider si des actions doivent être entreprises (interpellation d'une personne, surveillance d'un quartier, etc.).

Nous n'aborderons pas l'aspect de la reconstruction de l'activité délictueuse à partir des traces de semelles visant à orienter la collecte des traces et l'investigation sur un cas particulier. Nous nous concentrerons sur l'inférence de source commune faite entre une trace et une empreinte de référence, ou entre deux traces collectées lors d'événements distincts. Les schémas de ces inférences ont été présentés à la section 2.3. Cependant, la distinction entre trace et empreinte est remise en cause par le concept de *trace provoquée* proposé par Ribaux (2014). Ce dernier propose en effet qu'une empreinte de référence peut être envisagée comme une trace qui a été créée dans des conditions contrôlées. Il est évident que l'encrete d'une chaussure ne comporte généralement pas la même qualité d'information qu'une trace prélevée sur une scène de crime. De même, la réponse apportée

par les autorités judiciaires à la découverte d'un lien entre deux traces provenant de deux cambriolages ou à celle d'un lien entre une trace et la chaussure d'un suspect, n'est pas la même. Cependant, dans un cadre investigatif, il n'est pas possible de déterminer a priori ce qu'une recherche dans une banque de données va permettre de découvrir : une nouvelle trace collectée a-t-elle été déposée par la même chaussure que d'autres traces précédemment récoltées ou par une chaussure dont l'encrage de référence est déjà dans la banque de données? Sans cette connaissance a priori, il n'est pas possible de privilégier l'une ou l'autre. L'introduction du concept de trace provoquée permet donc d'envisager l'inférence de source commune comme un seul et unique raisonnement, peu importe qu'il s'agisse de traces de question ou d'impressions de référence (Figure 5).

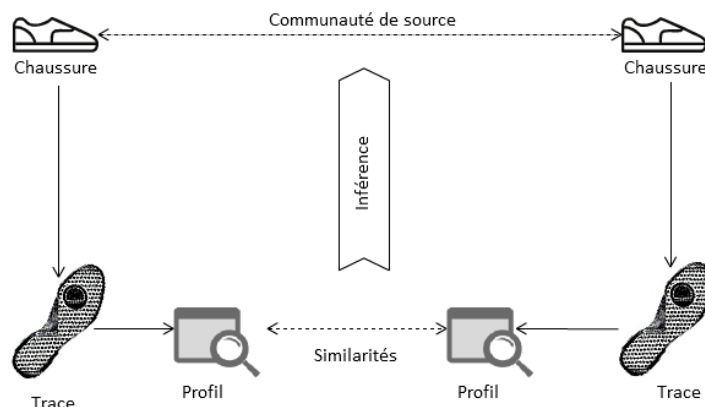


Figure 5: Inférence de source. Toute entité est considérée comme trace, qu'elle provienne d'une scène de crime ou de matériel de référence.

Cette inférence repose principalement sur les deux postulats fondamentaux suivants :

- Premièrement le postulat de Locard qui nous dit que « *nul ne saurait agir avec l'intensité que suppose l'action criminelle sans laisser des marques multiples de son passage. Tantôt le malfaiteur a laissé sur les lieux les marques de son activité, tantôt par une action inverse, il a emporté sur son corps ou ses vêtements les indices de son séjour ou de son geste* » (Locard, 1920). Transposé dans le contexte qui nous intéresse, nous considérons que l'action d'un auteur se déplaçant avec des chaussures sur les lieux de son délit va engendrer des traces de ses semelles.
- Deuxièmement l'hypothèse de la représentativité de la trace énoncée par Margot : « Le scientifique par du principe que , lors de la formation de la trace, au moment du transfert, celle-ci partage avec sa source un ensemble de caractéristiques d'une telle convergence qu'elle représente valablement la source » (Margot, 2014, p. 92). Par extension, nous considérons donc comme admis que deux traces issues de la même source présentent des caractéristiques suffisamment similaires et reconnaissables pour nous renseigner valablement quant à la communauté de source.

Partant de là, nous pouvons donc définir les deux premiers objectifs d'un outil de gestion de traces de semelles : premièrement assister l'utilisateur dans la détection de profils similaires et deuxièmement permettre la comparaison de ces traces afin de faciliter l'acceptation, ou la réfutation, de l'hypothèse d'une source commune. Le premier sous-entend de mettre en place une indexation et une classification des données de façon à obtenir les profils les plus intéressants pour l'investigateur parmi tous ceux en mémoire. Le second nécessite de mettre à disposition les informations nécessaires à l'évaluation et à la formulation des conclusions des comparaisons effectuées. Ces objectifs sont applicables sans distinction aux traces provenant de scènes de crimes ou aux encrepages de références.

La forme du raisonnement en jeu derrière l'inférence décrite à la figure 5 est de type déductif, au sens où Charles S. Pierce (1839-1914) l'entend (cité dans Crispino, 2008; Ribaux, 2014). C'est-à-dire que l'on utilise comme prémisses l'hypothèse de la source commune qui est considérée comme vraie ainsi que nos connaissances sur les mécanismes de création d'une trace. Partant de là, la conclusion est que les traces observées doivent présenter des caractéristiques attendues. Si tel est le cas, alors l'hypothèse de la source commune est conservée. Dans le cas contraire (les traces comparées présentent des discordances) la prémisse est fautive et l'hypothèse est rejetée.

La conception du système sur une unique inférence présente l'avantage de ne pas se focaliser uniquement sur l'identification des traces et la résolution des cas. Mais plutôt, comme nous l'avons exposé au chapitre 3, d'exploiter l'apport informatif de la trace de semelle avec d'autres sources d'informations. Les résultats produits par un système de gestion de traces de semelles doit donc ensuite pouvoir s'intégrer dans un processus de renseignement forensique, c'est-à-dire de produire des informations utilisables pour être analysées avec d'autres sources de manière opportune. L'identification d'une chaussure comme étant la source d'une trace peut donc être considérée comme un cas particulier de la mise en relation des entités présentes dans le système.

Cet apport informatif de la trace ne peut se réaliser qu'en considérant la trace dans son contexte, c'est-à-dire en lien avec l'action criminelle au cours de laquelle elle a été déposée. L'information qu'une même chaussure a déposé des traces sur deux lieux d'infractions distincts ne présente, en elle-même, que peu d'intérêt. Celui-ci réside dans l'extension de l'inférence de base (Figure 6) à l'action criminelle (événement) et son auteur (source) qui nous permet d'envisager qu'une même personne est à l'origine de ces deux infractions. Ce constat nous amène à élargir l'objectif d'un système de gestion de traces de semelles : celui-ci doit permettre la découverte et l'établissement de relations entre des événements d'intérêt pour l'action de sécurité – ou plus particulièrement ici, la police – au cours duquel des traces ont été récoltées. Il peut s'agir, par exemple, de cambriolages ou de l'interpellation d'un suspect. Car c'est cette relation entre événements qui va être particulièrement utile dans la production de renseignement, bien plus que l'information purement factuelle de l'observation de similitudes entre deux traces.

4 – Du travail de recherche

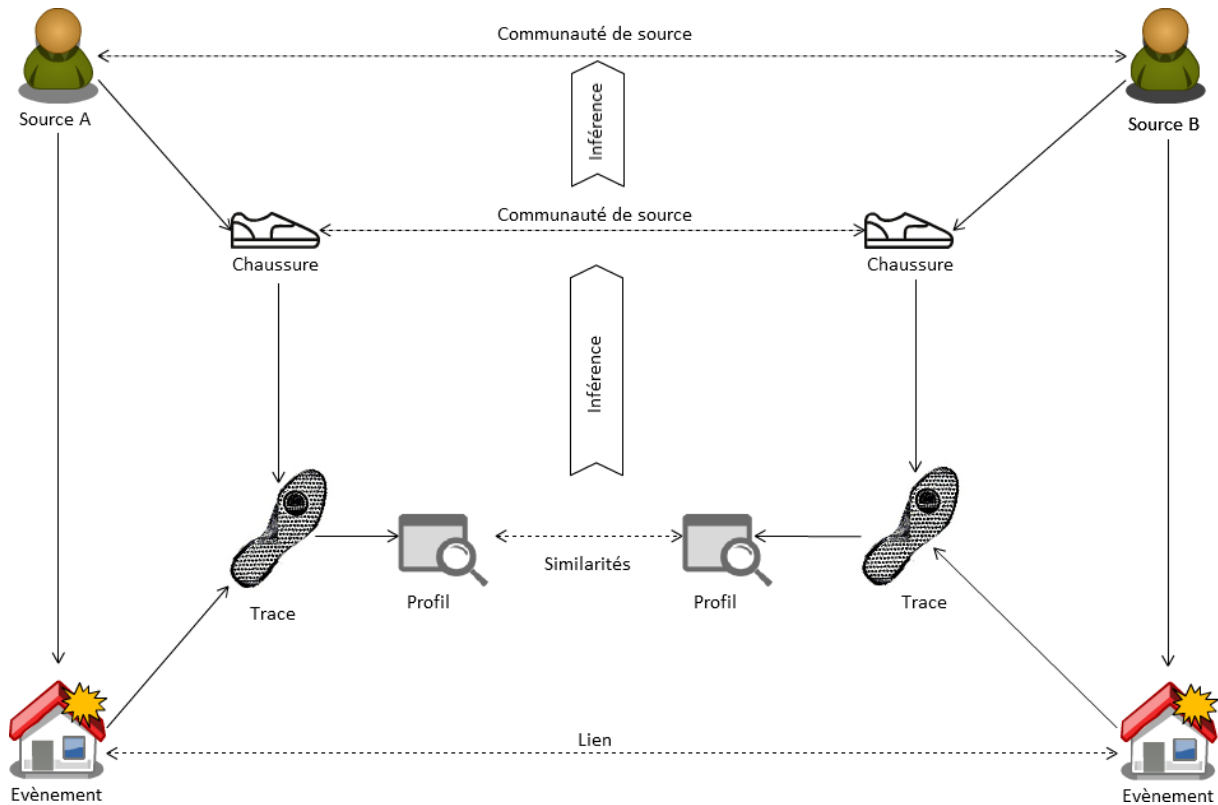


Figure 6: Extension de l'inférence de source vers l'établissement d'un lien entre deux évènements.

Mais cette extension repose sur deux relations supplémentaires. Premièrement, celle entre l'évènement et la trace, et deuxièmement celle entre la source et les chaussures. Pour établir ces relations, nous devons considérer les deux hypothèses qui suivent :

- L'hypothèse de la pertinence de la trace : telle qu'énoncée par Margot (2014), la pertinence de la trace repose sur la relation directe entre la trace et l'action criminelle. Celle-ci suppose une collecte des traces éclairée nécessitant une connaissance des phénomènes criminels et des mécanismes de production et de détection des traces.
- L'hypothèse de la relation entre la chaussure et son porteur : l'extension de l'inférence de communauté de source au niveau du porteur de la chaussure nécessite de considérer que cet individu était en possession des chaussures lors des deux évènements. Hormis les déclarations de l'individu, d'autres sources d'informations peuvent être requises pour attester cette relation (analyses ADN, vidéosurveillance, témoins). Néanmoins, s'il peut être nécessaire de considérer que deux individus différents ont pu être porteurs d'une même paire de chaussures, cela ne rompt pas nécessairement les relations établies. Par contre, cela oblige à considérer les sources (sources A et B sur le schéma) non plus comme des individus isolés, mais comme des groupes d'individus. Ces individus peuvent être considérés comme un groupe dans la mesure où ils sont liés au minimum par la transmission des chaussures de l'un vers l'autre.

L'acceptation de ces hypothèses nous permet donc, par extension de l'inférence, d'admettre la transitivité des relations : s'il existe une relation entre les traces, alors il existe une relation entre les événements où elles ont été prélevées. Il faut entendre ici le terme de *relation* en tant que *rapport d'une chose à une autre*¹⁰. Par exemple, le rapport entre la trace et l'évènement est que la trace *a été produite* pendant l'évènement. Le rapport entre une personne et une chaussure est que la personne *possède* la chaussure. Cependant il n'existe pas à proprement parler de rapport direct entre deux traces (ou deux événements). La relation qui les unit ne peut exister que si l'on accepte, par inférence, l'hypothèse de communauté de source. Elle est donc le produit d'un raisonnement inductif et en tant que tel, possède un potentiel informatif supérieur à la somme des relations directes qui la compose. S'agissant d'un cas particulier, nous proposons de la différencier des autres relations en la dénommant sous le terme de *lien* que nous définissons ainsi :

Un lien représente la relation entre deux entités, établie au travers d'un raisonnement inférentiel qui aboutit à la décision d'acceptation de l'hypothèse de communauté de source.

De cette définition découle le corolaire suivant : si l'hypothèse de communauté de source entre deux entités est rejetée, alors aucun lien n'existe entre ces entités. Un lien est donc soit présent, soit absent. C'est, en l'occurrence, cette information (la présence ou l'absence de lien) qui constitue le résultat de l'exploitation de la trace et qui va être transmise puis exploitée par les autres acteurs de l'action de sécurité¹¹. Il s'agit par exemple de l'analyste qui va intégrer le nouveau lien entre deux cambriolages dans son analyse des phénomènes criminels en cours, du forensicien qui va l'utiliser pour décider de la pertinence de nouvelles analyses, ou encore de l'enquêteur qui va intégrer ce lien pour justifier l'émission d'un mandat d'arrêt à l'encontre d'une personne suspectée. Il s'agit là d'exemples d'exploitation d'une même information mais avec des conséquences diverses.

Ce lien n'est pas nécessairement une représentation de la réalité, mais plutôt du degré de croyance qu'une personne a d'un certain état de la réalité en fonction des informations dont il dispose. Il existe donc une possibilité pour qu'un lien soit établi (respectivement qu'il ne soit pas établi) à tort. De telles erreurs peuvent avoir des conséquences plus ou moins sévères selon l'exploitation qui est faite du lien. Une analyse de la criminalité biaisée par un lien erroné peut être perçue comme moins grave que l'arrestation erronée d'une personne. Et nous pouvons admettre que celui qui compare les traces a

¹⁰ La notion de relation entre entité est au cœur même de la conception des banques de données relationnelles et sera reprise au chapitre 5 .

¹¹ Nous considérons ici qu'à partir du moment où deux traces sont comparées, une décision est nécessairement prise quant à l'établissement ou non d'un lien. Les découpages administratifs ou structurels rendent nécessaire de figer l'état des résultats afin de permettre leur communication. Néanmoins, comme nous le verrons plus loin, la décision d'établir ou non un lien est révisable.

une certaine perception des conséquences (pas nécessairement correcte) que pourrait engendrer une erreur de sa part.

Partant de là, nous pouvons considérer que l'établissement ou non d'un lien est le résultat d'une décision personnelle de l'observateur basée sur les informations dont il dispose, mais aussi de sa perception des conséquences de sa décision. A nouveau, nous précisons que le forensien est envisagé ici dans une position d'investigateur et employant donc un raisonnement hypothético-déductif. Dans cette position, il lui appartient donc de décider si les concordances qu'il observe entre deux traces sont suffisamment intéressantes pour être rapportées plus loin. A ce sujet, les travaux de Biedermann, Bozza et Taroni (2008; 2016) sur la « *décisionnalisation* » de l'individualisation¹² nous éclairent sur les facteurs entrant en jeu dans la décision d'établir ce lien. Ainsi, outre les traditionnels jeux d'hypothèses, résultats et informations contextuelles impliqués dans l'évaluation du résultat d'une comparaison, la prise de décision tient compte de l'utilité perçue (respectivement du risque) inhérente à celle-ci selon qu'elle sera juste ou fausse. Cette fonction d'utilité (en réalité une matrice) appliquée à notre problématique du lien peut être décrite de la manière suivante :

Soit H_n l'ensemble des états possibles de la nature constitué par H_1 – la même chaussure est à l'origine des deux traces – et H_2 – deux chaussures distinctes sont à l'origine de chacune des deux traces.

Soit d_m l'ensemble des décisions possibles, soit d_1 – lien établi – et d_2 – lien non-établi.

Et dernièrement C_{ij} l'ensemble des conséquences résultant de la prise de la décision d_i sachant que H_j est vraie et auxquelles nous pouvons attribuer une valeur d'utilité $U(C_{ij})$ entre 0 et 1. Cette valeur $U(C_{ij})$ représente la désirabilité perçue des conséquences d'une décision.

Alors nous pouvons établir la matrice d'utilité telle que

		Etat de la nature	
		même source	sources distinctes
Décision	lien établi	$U(C_{11})$	$U(C_{12})$
	lien non-établi	$U(C_{21})$	$U(C_{22})$

$U(C_{11})$ représente la désirabilité des conséquences si nous décidons d'établir le lien entre les deux traces alors qu'elles ont effectivement la même source. Inversement, $U(C_{22})$ représente la désirabilité

¹² En anglais: *decisionalization of individualization*.

des conséquences si nous décidons de ne pas établir de lien entre les traces alors que celles-ci ont effectivement des sources distinctes. La désirabilité de ces deux facteurs est donc maximale.

Les facteurs $U(C_{12})$ et $U(C_{21})$ représentent respectivement la désirabilité des conséquences d'un faux positif (décision de lien alors que les sources sont distinctes) et d'un faux négatif (non lien alors que la source est la même). Ces deux facteurs sont évidemment plus difficiles à évaluer et leur étude représente un champ d'investigation complexe qui dépasse le cadre du présent travail. Mais ils sont également les plus importants puisque la relation entre connaissances a priori du contexte I , force indiciaire des résultats E et utilité peut s'écrire de la manière suivante (pour un développement complet, voir Biedermann et al., 2016):

$$\frac{\Pr(H_1|I)}{\Pr(H_2|I)} \times \frac{\Pr(E|H_1, I)}{\Pr(E|H_2, I)} > \frac{(1 - U(C_{12}))}{(1 - U(C_{21}))}$$

Cette équation peut se transcrire par la phrase suivante : pour que la décision d'établir un lien soit prise, le produit des probabilités a priori et du rapport de vraisemblance doit être supérieur au rapport des conséquences négatives d'un faux positif et des conséquences d'un faux négatif. Cette relation nous montre donc que la décision d'établir un lien dépend non seulement de la force probante des concordances observées entre deux traces, mais également de nos connaissances du contexte et de l'utilisation qui sera faite du résultat. La relation entre ces différents éléments peut être décrite graphiquement par le réseau bayésien de la figure 7. Nous ne détaillons pas ici la mise en application de ce schéma. Le lecteur qui le souhaite trouvera des exemples d'application dans l'ouvrage de Champod et al. (2016) qui se rapporte au domaine des traces papillaires mais qui peuvent aisément être transposés à notre problématique.

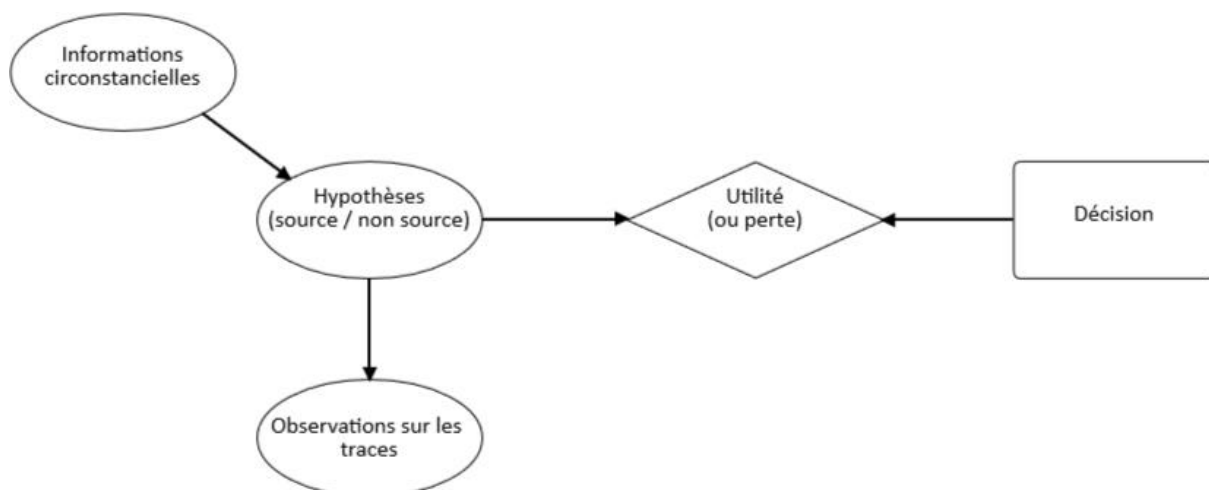


Figure 7: réseau bayésien du processus de décision établi à partir des travaux de Biedermann et al. (2008; 2016)

Nous n'avancons pas qu'une prise de décision doit passer par une évaluation chiffrée de ces facteurs pour être effectuée correctement. Mais la formalisation de la prise de décision telle que présentée ici

permet d'établir qu'un forensien tiendra compte de sa perception du contexte et de l'utilisation qui sera faite du lien dans sa décision d'établir ou non un lien à partir de sa comparaison de deux traces. Et donc que, mieux il est renseigné sur ces facteurs, plus sa décision pourra être adaptée à la situation. Nous pouvons donc admettre qu'une banque de données de traces de semelles doit permettre l'acceptation (ou la réfutation) de l'hypothèse de communauté de source et que cela est assimilable à un processus de décision. Et en tant que tel, il nécessite de la part du forensien une certaine connaissance du contexte d'où sont issues les traces ainsi que de l'utilisation qui sera faite de ses résultats.

Les deux principaux objectifs d'une banque de données de traces de semelles sont donc de permettre la détection de profil similaire et de permettre la prise de décision quant à l'établissement de liens. Nous pouvons encore mentionner un troisième qui est celui de la mémorisation des résultats. Il est évidemment nécessaire de mémoriser ces résultats afin de permettre leur traçabilité et de ne pas avoir à refaire le raisonnement à chaque consultation. Mais leur enregistrement permet surtout d'y effectuer des recherches ultérieurement afin de permettre une analyse des liens détectés. Il est également envisageable que ces résultats soient modifiés après coup si des informations sur le contexte devaient évoluer ou si un usage différent des résultats devait être envisagé. De plus, les liens obtenus précédemment vont également enrichir nos connaissances des phénomènes.

La description du canevas d'exploitation des traces de semelles et la fixation des buts principaux d'un outil de gestion de ces traces tels que nous venons de les décrire va donc servir de base aux réflexions et aux recherches menées dans le cadre du présent travail doctoral et dont les objectifs sont décrits dans la section suivante.

4.2 Objectifs du travail de recherche

Nous avons relevé au cours du chapitre 3 qu'il n'existe que peu de publications abordant la problématique de la structure d'une banque de données de traces de semelles. Avant d'aborder les aspects d'automatisation, nous considérons comme nécessaire d'identifier les processus en jeu dans un tel outil, en lien avec les spécificités des propres aux traces de semelles. Cette analyse nous permettra ensuite de déterminer comment les données peuvent être organisées afin de permettre l'application de ces processus. En d'autres termes, l'aspect de la structure de la banque de données sera abordé et sera l'objet du chapitre 5 dont les objectifs sont les suivants :

- **Identifier les opérations élémentaires qui sont mises en œuvre dans un outil d'exploitation de traces de semelle.** Cette étape vise à répertorier point par point les processus nécessaires à la production d'informations utilisables dans une optique de renseignement forensique à partir de traces de semelles récoltées.

- **Déterminer les structures logiques d'une banque de données de traces de semelles.** Cette étape permettra d'identifier quelles peuvent être les architectures des données souhaitables à l'exploitation des traces de semelles. Les opérations élémentaires identifiées, les différentes publications ainsi que les exemples de la pratique nous guiderons dans cette étape.

Les chapitres 6 et 7 aborderont la question de l'automatisation dans un outil d'exploitation des traces de semelles et de l'apport de la classification par motif sur les performances. Son automatisation est souvent présentée comme un progrès évident par rapport aux outils existants et la solution à la sous-exploitation des traces de semelles (Bouridane, 2009; de Chazal et al., 2005; Richetelli, Nobel, et al., 2017; Wang et al., 2017; Xiao et Shi, 2008), bien que cela n'ait jamais été démontré. Nous aborderons ici chaque opération élémentaire afin de déterminer si, et dans quelle mesure, il est souhaitable de l'automatiser. Les objectifs de cette partie sont les suivants :

- **Identifier les processus automatisables dans une banque de données de traces de semelles.** En se basant sur la littérature actuelle, en lien avec les caractéristiques intrinsèques des traces de semelles, nous tâcherons d'identifier quels sont les processus automatisables par rapport aux buts que nous avons fixés à un tel outil.
- **Développer et évaluer un prototype d'outils automatiques de gestion de traces de semelles.** En se basant sur les résultats des recherches menées jusque-là et sur différents algorithmes publiés, nous développerons un prototype de système de gestion automatique et le testerons avec des données fournies par le Service Forensique de la Police Neuchâteloise. Ces résultats seront comparés avec les performances d'autres systèmes publiés ainsi qu'avec un prototype commercial. Ces performances seront mises en rapport avec les solutions « manuelles » existantes sous l'angle de la performance mais aussi de la facilité d'utilisation, afin d'évaluer l'apport de l'automatisation en regard des outils actuels.
- **Étudier l'apparition des motifs dans le temps et son impact sur le système de classification.** Nous observerons comment les motifs apparaissent et disparaissent dans le temps à partir des données récoltées sur les lieux et sur les personnes par la police neuchâteloise. A partir de ces observations, nous déterminerons si l'évolution des motifs dans le temps peut avoir impact positif ou négatif sur les performances du système de classification.

Par la suite, nous aborderons la banque de données de traces de semelles sous l'angle du renseignement forensique où nous envisagerons l'outil comme une aide à l'établissement de liens, plus particulièrement entre des traces prélevées sur les lieux. Pour cela, nous postulons que

l'intégration d'informations relatives au contexte dans lequel la trace a été déposée et prélevée – en particulier les données spatio-temporelles - sont nécessaires et utiles à la détection et à l'évaluation des liens parmi de grandes quantités de données. Ces aspects seront évoqués dans le chapitre 8 avec les objectifs suivants :

- **Evaluer l'apport des données spatio-temporelles dans la détection de liens entre des cas sur lesquels des traces de motifs similaires ont été observées.** Nous utiliserons des données neuchâteloises de cas liés entre eux et où des traces de semelles ont été prélevées. Les traces de ces cas sont déjà classifiées par motif. Nous évaluerons dans quelle mesure les données spatio-temporelles de ces cas peuvent être utiles à la détection des traces liées entre-elles.
- **Etudier la contribution des liens entre traces de semelles dans le renseignement forensique et déterminer les conditions nécessaires à leur établissement.** Au travers d'exemples observés dans la pratique, nous étudierons quelles peuvent être les différentes contributions de la trace de semelle dans le contexte du renseignement forensique. Puis, nous observerons comment ces liens sont établis afin d'identifier les facteurs favorisant leur production.

Finalement, nous aborderons la banque de données sous l'angle de l'évaluation de la force indicielle. Suite à l'observation de concordances entre deux traces, vient nécessairement une étape d'évaluation de la valeur informative de celle-ci. Dans un processus de détection de phénomène, cette évaluation participera au processus de décision quant à l'établissement, ou non, du lien entre deux affaires. Dans le cadre d'une enquête dirigée contre un suspect où des concordances ont été détectées entre sa chaussure et une trace relevée sur un délit, il s'agira également de se prononcer sur la force probante de ce lien. Cet aspect sera abordé au travers du chapitre 9 dont l'objectif est le suivant :

- **Etudier l'apport d'une banque de données dans l'évaluation de la force d'un lien.** Nous souhaitons étudier ici l'apport de connaissances que nous apporte une banque de données afin de guider l'évaluation de la force indicielle, et en particulier comment, une banque de données où les traces sont classifiées par motif, peut nous renseigner quant à l'évaluation de la rareté d'un motif.

Nous terminerons ce travail doctoral avec le chapitre 10 qui sera l'occasion de synthétiser les résultats obtenus, de décrire la portée de ceux-ci et de tenter de généraliser certains des enseignements que l'on peut en tirer.

5 Banque de données de traces de semelles : processus et structure

Dans ce chapitre, nous fixerons la structure de la base de données que nous utiliserons pour ce travail doctoral. Cette structure est dictée par la nature des données qu'elle doit contenir et par la problématique à résoudre telle que nous l'avons abordée au chapitre 2. Nous allons premièrement aborder quelques notions fondamentales de bases de données de manière à définir les codes que nous allons employer dans la recherche de la structure de notre base de données.

5.1 Quelques notions fondamentales sur les banques de données

Jusqu'ici, nous avons généralement mentionné le terme de *banque* de données pour désigner les outils globaux au travers desquels un utilisateur passe par une interface pour insérer ou acquérir des informations stockées dans un système. En français, les termes de banque de données et de bases de données sont parfois employés comme synonymes. Néanmoins, le dictionnaire Larousse nous en donne les définitions suivantes :

Banque de données : *Collection ordonnée d'informations apparentées et traitées par ordinateur, mémorisées, qui peuvent être interrogées à distance en ligne. Une banque de données comporte une base de données et un logiciel, assurant la création de nouvelles données, la mise à jour des informations déjà existantes et la possibilité d'interrogation. [...]*

Base de données : *Ensemble structuré de fichiers regroupant des informations ayant certains caractères en commun ; logiciel permettant de constituer et de gérer ces fichiers.*

Nous utiliserons donc le terme de *banque* de données pour faire référence au concept global de système d'informations et le terme de *base* de données pour désigner le système informatique servant d'intermédiaire entre le support physique où sont stockées des données et l'utilisateur qui souhaite utiliser ces données (Abiteboul et al., 1995).

Une base de données possède deux principaux composants qui sont la mémoire physique et le système de gestion de base de données (SGBD). L'architecture d'une base de données est généralement conçue à travers trois niveaux : interne, conceptuel et externe (Elmasri et Navathe, 2011). Le niveau interne décrit le stockage physique des données et la manière d'y accéder. Ce niveau est toujours invisible

pour l'utilisateur final et géré uniquement par le SGBD. Nous n'aborderons pas ici les notions du niveau interne. Le niveau (ou schéma) conceptuel permet de décrire la structure et l'organisation des données. C'est à ce niveau que sont décrites les données à travers leur type, leurs attributs, leurs relations et les opérations et contraintes qui peuvent s'y appliquer. Il s'agit donc de représenter des données réelles à travers un modèle conceptuel. Le dernier niveau, l'externe représente l'interaction du monde extérieur (utilisateur ou système informatique) avec la base de données où les données sont accessibles et visualisées en fonction de besoin spécifique.

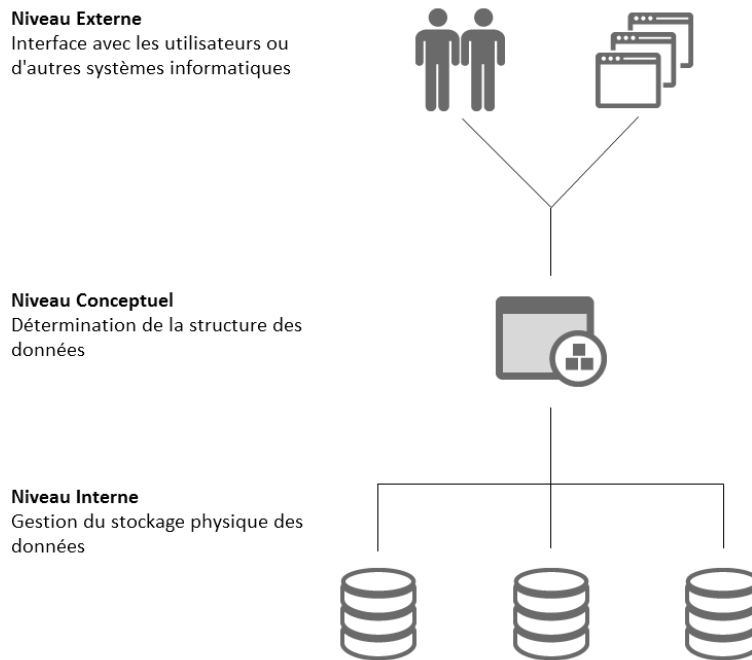


Figure 8: Architecture en trois niveaux d'une base de données

L'interaction entre ces trois niveaux est gérée par le SGBD. C'est lui qui va recevoir les requêtes du niveau externe, les interpréter en fonction de la description de la structure des données faites au niveau conceptuel et aller rechercher (ou modifier) les données souhaitées dans la mémoire, puis finalement renvoyer la réponse au niveau externe.

Les données qui seront contenues dans la base de données sont une représentation simplifiée du monde extérieur (réel ou non) qui peut prendre de multiples formes. La manière de représenter ce monde extérieur va dépendre des buts poursuivis par l'outil en question. Il est donc nécessaire de bien identifier les besoins avant de définir la structure d'une base de données.

Le principal modèle conceptuel de base de données utilisé aujourd'hui est le modèle relationnel dont les fondements ont été établis par Codd (1970). Le succès de ce modèle réside principalement dans sa capacité à capter la structure des données et leurs relations, mais aussi à maintenir l'intégrité des données (Jackson, 1999). Il existe évidemment d'autres modèles de base de données comme les modèles hiérarchiques ou en réseau, plus anciens (Elmasri et Navathe, 2011), ou des modèles plus

récents comme le NoSQL (Atzeni et al., 2016), notamment utilisé dans le traitement de grandes quantités d'informations sur Internet. Néanmoins, nous n'aborderons que le modèle relationnel dans le cadre de ce travail.

Dans le modèle relationnel, les données sont décrites dans un schéma sous la forme de tables possédant des colonnes et des lignes. Chaque table représente un type d'entité défini par ses propriétés et ayant des relations avec d'autres entités. La construction d'une base de données relationnelle nécessite de définir, dans l'énoncé du problème à résoudre, les éléments suivants :

- **Les entités** : elles représentent les objets (ou concepts) du monde extérieur décrit par la base de données. Chaque type d'entité différent sera représenté dans une table différente.
- **Les attributs des entités** : il s'agit des propriétés d'intérêt des entités décrites dans la base.
- **Les relations** : une relation définit une association entre n entités (de même type ou de type différent) ayant un rapport. Un type de relation est défini par les types d'entités qu'elle associe et peut posséder des attributs.
- **La cardinalité des relations** : elle définit le nombre maximal de relations auxquelles un type d'entité peut avoir avec un autre type d'entité.

Prenons l'exemple fictif d'une université pour laquelle on souhaite concevoir un système de gestion des inscriptions aux cours par les étudiants et leur enseignement par des professeurs. La première entité (ou table) sera celle des étudiants dans laquelle un étudiant est décrit par des attributs – par exemple son nom, son adresse, sa date de naissance et son numéro d'étudiant. La deuxième entité est celle des cours décrits par un titre, un descriptif du cours et le nombre de crédits qui leur sont attribués. Puis finalement l'entité professeur dont les attributs sont le nom et la date d'engagement.

Il s'agit maintenant d'identifier et de définir les relations entre ces entités. La relation entre les entités *Etudiant* et *Cours* peut être nommée *Suit* et peut posséder comme attribut la date d'inscription. La donnée de base du problème nous dit qu'un étudiant peut s'inscrire à un nombre illimité n de cours et qu'un cours peut être suivi par un nombre illimité m d'étudiants. La cardinalité de cette relation est donc notée $n:m$. Pour la relation entre les entités *Professeur* et *Cours*, on la nommera *Enseigne*. Là, imaginons que les règles de l'université permettent à un professeur d'enseigner autant de cours qu'il veut, mais qu'un cours ne peut être enseigné que par un unique professeur. La cardinalité de cette relation est donc notée $n:1$.

5 – Banque de données de traces de semelles : processus et structure

Table Etudiant			
N° d'étudiant	Nom	Adresse	Date de naissance

Table Cours		
Titre	Descriptif	Nombre crédits

Table Professeur	
Nom	Date d'engagement

Figure 9: représentation des trois types d'entités identifiés sous la forme de table. Chaque colonne représente un attribut et chaque ligne des tableaux une entité (enregistrement) distincte.

Les relations entre ces entités peuvent être représentées au travers d'un schéma dit entité-relation (Figure 10). Le but de ce genre de schéma est de représenter une problématique avant de définir la structure logique de la base de données.

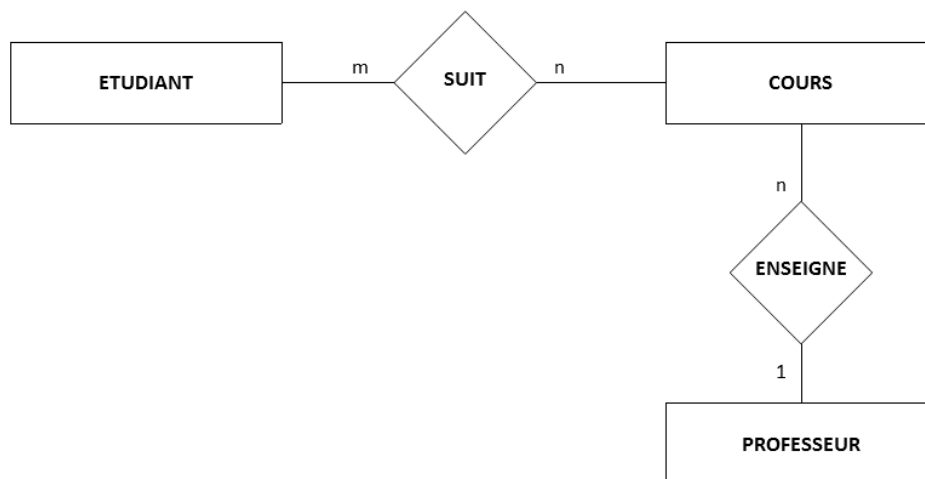


Figure 10: Exemple de schéma Entité-Relation pour la problématique donnée en exemple. Les entités sont représentées par des rectangles, les relations par des losanges.

Une fois la problématique identifiée en termes d'entités et de relations, il est alors possible de définir la structure logique de la base de données afin qu'elle puisse répondre aux besoins attendus. On voit que la relation *Suit* s'est traduite par une table intermédiaire permettant d'établir une relation entre *m Etudiants* et *n Cours*. Alors que la relation *Enseigne* est devenue un attribut de l'entité *Cours*. L'étape de définition des règles régissant les relations entre entités est cruciale puisqu'elle impacte directement sur la structure de la base. Ainsi, si la donnée de base changeait et qu'il devenait, dans notre exemple, possible pour un cours d'être enseigné par plusieurs professeurs, la structure de la base de données devrait être modifiée avec l'introduction d'une table intermédiaire entre *Professeur* et *Cours*.

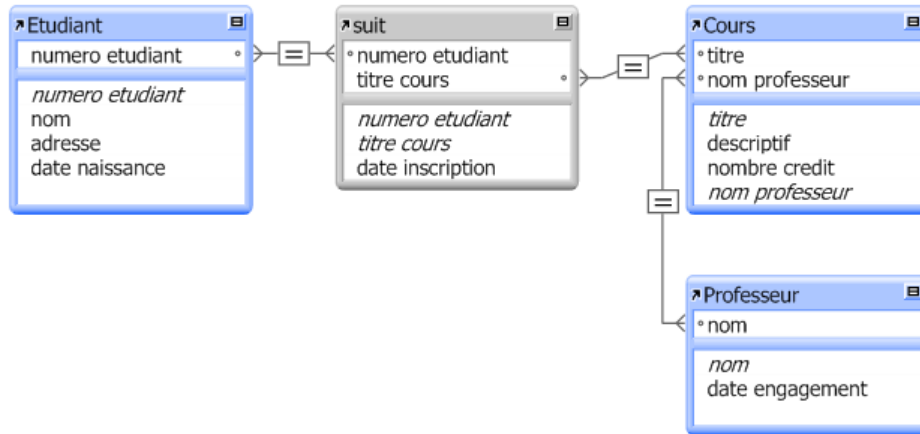


Figure 11: représentation graphique de la structure de la base de données pour notre exemple.

L'objectif de cette section n'était pas d'aborder toute la théorie derrière les bases de données relationnelles, mais de permettre au lecteur de se familiariser avec quelques notions de bases qui seront réutilisées plus loin dans ce travail.

5.2 Les processus élémentaires d'une banque de données de traces de semelles

Depuis la collecte et l'acquisition d'une trace jusqu'à l'établissement d'un lien avec une trace ou une référence, se trouve toute une série de processus dont l'existence même est liée aux choix méthodologiques faits en relation avec les exigences fixées au système global. La figure 12 nous donne un aperçu de ces étapes tel que Girod (2002) les définit et que nous pouvons reprendre comme base à l'identification des processus. Il est entendu que ce schéma est une vision générale et que l'exploitation des semelles dans différents services ou laboratoires présentera nécessairement des variations.

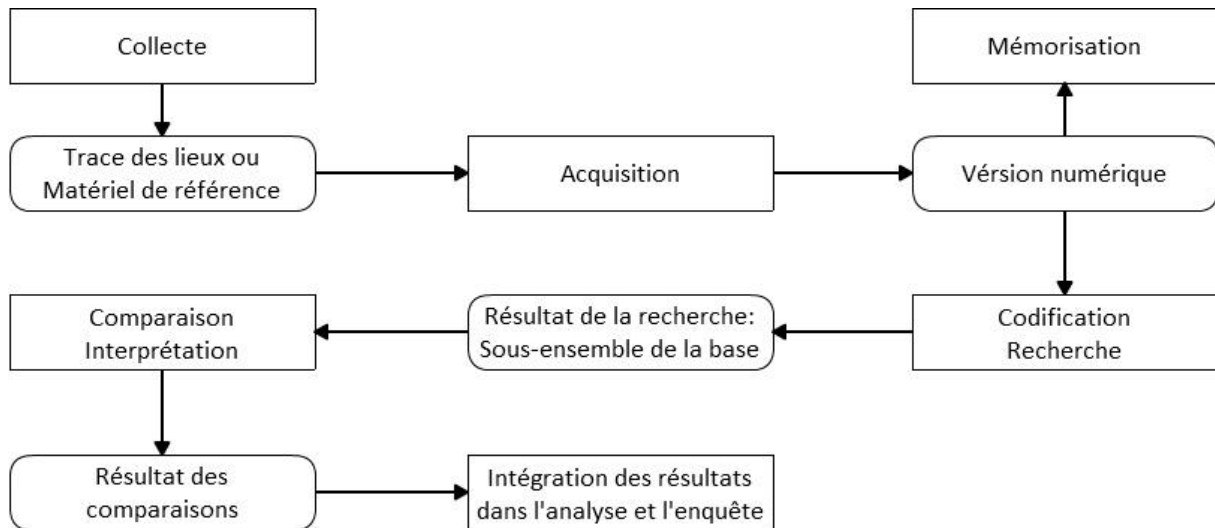


Figure 12: Schéma de l'intégration et de l'exploitation des traces de semelles à une banque de données informatique d'après les travaux de Girod (2002)

5.2.1 La collecte

La collecte, prérequis évident à l'exploitation d'une trace, est influencée par de nombreux facteurs que nous avons mentionnés au chapitre 2 et que Girod aborde en détail également dans sa thèse de doctorat (2002). Nous ne détaillerons pas ici le processus de collecte mais nous nous permettrons néanmoins de rappeler qu'une exploitation valable des traces de semelles débute nécessairement par « une collecte raisonnée » (Margot, 2014) de la trace.

5.2.2 L'acquisition

L'acquisition des traces se fait aujourd'hui, à notre connaissance, majoritairement sous une forme numérique. Ce passage au numérique pose toutefois quelques problèmes en terme de qualité d'image. Les capteurs des appareils photo numériques ne permettent d'obtenir une trace de semelle à l'échelle 1:1 qu'à une résolution d'environ 400dpi maximum. Pourtant, certaines caractéristiques acquises fines nécessitent une résolution supérieure pour être observées (Girod et al., 2008). A ce sujet, le Scientific Working Group on Imaging Technology préconisait un capteur numérique de 8M pixels au minimum ainsi que la prise de plusieurs vues rapprochées d'une trace afin d'améliorer la résolution sur chaque partie de la trace (SWGIT, 2013). Des produits commerciaux ont également été développés et permettent d'obtenir des images de traces à 1000dpi comme le TrasoScan de la firme LIM¹³. Cette problématique ne touche cependant que la phase finale de l'exploitation pour un nombre restreint de traces où de telles caractéristiques sont présentes. Relevons néanmoins que cela n'empêche pas l'exploitation des traces de semelles photographiées avec une résolution moindre, puisque la majorité des cantons romands travaillent en routine avec des résolutions de l'ordre de 400dpi (Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles,

¹³ LIM : www.forensic.cz/en/products/trasoscan accédé le 26.10.2016

2013). Si la recherche d'une meilleure qualité d'image permettant d'observer les plus fines caractéristiques est louable, elle ne va pas sans poser des problèmes, notamment de stockage. La mémoire informatique a en effet un coût et les polices et laboratoires doivent nécessairement tenir compte de cette contrainte dans leurs choix opérationnels, tout en maintenant une continuité de la preuve satisfaisante.

Par ailleurs, la différence de qualité entre une image à 400dpi et une image à 1000dpi n'influencera pas directement une banque de données de traces de semelles dans le processus de recherche de correspondances puisque celui-ci est principalement basé sur des caractéristiques de fabrication (voir ci-après) et plus particulièrement le motif. La visibilité de ce dernier sur une trace sera bien plus influencée par la qualité de la trace originelle que par une différence de qualité entre 400 et 1000dpi.

Les considérations sur la résolution de l'image sont également valables pour le choix du format d'image. Les recommandations du SWGIT (2013) conseillent de faire une acquisition dans un format d'image sans perte d'information ou sans compression (comme RAW ou TIFF). Et si des traitements ultérieurs sont appliqués à l'image, il est évidemment préférable d'éviter toute perte et d'éviter d'utiliser des formats d'image telle que le JPEG. Mais comme le mentionne Girod et al (2008 pp. 92-97), une perte d'informations due à la compression de l'image concerne principalement les caractéristiques acquises.

Pour conclure sur l'acquisition, nous pouvons dire que l'exploitation systématique des traces de semelles dans une banque de données ne génère pas plus de contrainte et ne nécessite pas de meilleure qualité d'image qu'une exploitation des traces à des fins d'expertises ou que les systèmes actuellement en place.

5.2.3 La mémorisation

La mémorisation concerne deux aspects bien distincts : premièrement le stockage physique des fichiers (images) contenant les traces et deuxièmement, le stockage de l'information issue de la trace. Concernant le premier point, nous avons déjà mentionné que le volume de données à mémoriser sur un support informatique représente un coût pour l'organisation qui gère un tel système, d'autant plus qu'il s'agit de données qui devront, la plupart du temps, être conservées plusieurs années afin d'assurer une continuité de la preuve. A titre d'exemple, le volume de données générées par les traces de semelles au Service Forensique de Neuchâtel représente environ 100Go par année. Ces données sont conservées entre 10 et 20 ans et sont stockées sur des serveurs assurant la pérennité et l'accessibilité de ces données en permanence. Il s'agit donc là d'une contrainte d'ordre technique qui doit nécessairement être prise en compte lors de mise en place d'une banque de données dans un service opérationnel.

Dans la mesure où ces données peuvent être partagées entre plusieurs utilisateurs et donc mises à disposition sur un réseau informatique, l'aspect sécurité doit également être abordé dans la mise en place d'un tel système. Cependant nous n'aborderons pas plus ces aspects de stockage et de sécurité des données dans la mesure où ils sont intrinsèquement dépendants de l'environnement dans lequel une banque de données est déployée.

L'aspect du stockage des informations issues de la trace dépend notamment de la structure de la base de données que nous abordons ci-après. Par informations issues de la trace, nous entendons autant l'information contenue sur la trace elle-même comme le motif, que les résultats de l'exploitation de celle-ci, comme les comparaisons faites avec d'autres traces. La base de données doit permettre, d'une part de retrouver facilement des traces similaires afin de les comparer, mais aussi l'exploitation et la transmission du résultat de ces comparaisons.

5.2.4 Codification et recherche

L'étape de codification consiste à représenter au moyen de descripteurs (ou codes) l'information présente sur la trace. En l'occurrence, seul le motif (ou dessin général) présent sur la trace est généralement décrit par ces descripteurs dans les travaux de Girod (1996; 2002) comme dans la plupart des autres bases de données. Dit autrement, il s'agit d'une description des formes géométriques composant le motif et visibles sur la trace. Dans tous les systèmes opérationnels actuels – à l'exception du système commercialisé par Everspry – cette description se fait manuellement par l'attribution de codes – généralement alphanumériques – qui deviennent un attribut de la nouvelle trace.

Une fois la description effectuée, une recherche est effectuée parmi les traces précédemment enregistrées, afin d'obtenir l'ensemble des traces présentant une description correspondante. Il s'agit ici d'un test logique appliqué à chaque enregistrement contenu dans la table Trace et dont le résultat ne peut être que vrai ou faux. Le test consiste à vérifier si une trace possède comme attribut les codes indiqués dans la requête. Si ce test est vrai, la trace fera partie des résultats de la requête, s'il est faux, elle est ignorée. Nous pouvons assimiler cette opération à un filtrage des données dont les résultats ne sont pas ordonnés.

Dans le cas de systèmes dits automatiques, la codification en tant que telle se passe en deux étapes : premièrement une phase de détection et de localisation de l'information pertinente puis une étape de transformation de cette information aussi appelée *extraction des caractéristiques*¹⁴ (Bouridane, 2009). Cette transformation vise à passer d'une représentation dite spatiale de l'information (les pixels d'une image sont représentés par des coordonnées x et y ainsi qu'une valeur de couleur) vers une autre forme de représentation plus facile à manipuler pour un algorithme. Une fois les caractéristiques

¹⁴ En anglais: Feature extraction

extraites, elles sont confrontées aux caractéristiques des autres traces dans la base de données. Une métrique est alors utilisée pour déterminer la similitude des caractéristiques de chaque entité avec celles de la requête. Le résultat est une mesure de distance, généralement présenté sous la forme d'un score (d'un indice de proximité). Le résultat de la requête consiste alors en une liste des candidats les plus semblables, triés sur la base du score.

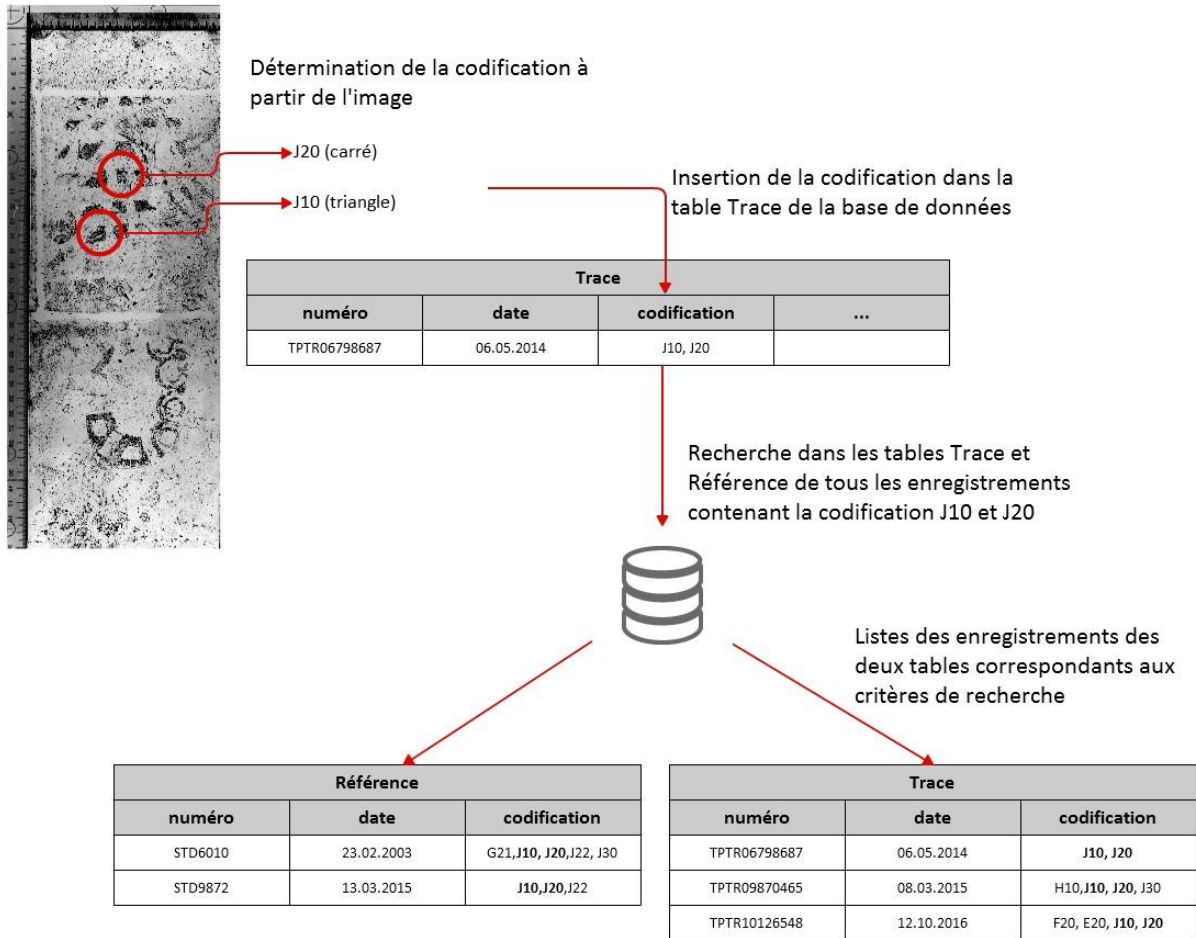


Figure 13: Représentation de l'étape de codification et de recherche dans un système basé sur une codification manuelle tel que proposé par Girod (2002)

Dans un modèle de base de données comme celui utilisé par Girod (ainsi que beaucoup de bases de données existantes), les traces prélevées sur les lieux et les empreintes de références sont deux types d'entités différentes. Elles sont donc enregistrées dans deux tables distinctes et il est nécessaire d'effectuer une recherche dans chacune d'elle et donc de parcourir deux listes de résultats. Ceci puisque nous ne savons pas, a priori, si la nouvelle trace arrivée dans le système possède comme source une chaussure déjà connue dans la banque de données et/ou une source commune avec une trace de questions déjà enregistrée. La démarche globale de codification et de recherche dans un tel système est représentée à la figure 13.

Une codification (manuelle ou automatique) basée sur une description du motif peut paraître paradoxale dans le cadre d'un système dont le but est l'inférence de source commune. Il s'agit en effet d'une caractéristique de fabrication susceptible d'être partagée par plusieurs sources distinctes. On pourrait, par exemple, lui opposer l'utilisation des minuties dans un système AFIS dont le nombre et la configuration possèdent un pouvoir discriminant bien plus fort que le motif. Pourquoi donc aucun système actuel n'utilise-t-il les caractéristiques acquises des traces pour la codification et la recherche ? La principale raison est que, sur les traces de semelles, ces caractéristiques acquises ne sont pas toujours reproductibles, difficiles à extraire du bruit de fond et surtout qu'elles ne sont pas présentes sur toutes les traces. Contrairement au dessin général d'une trace qui est plus universel et permanent. En effet, pour qu'une trace soit jugée exploitable à des fins de comparaison, elle doit nécessairement présenter au moins le motif de la semelle qui l'a laissée, même très partiel¹⁵. On peut donc considérer que, dans l'absolu, toutes les traces exploitables présentent un motif observable et donc que toutes ces traces peuvent être insérées dans une banque de données utilisant le motif comme sujet de codification. De plus, on peut considérer que le motif est une caractéristique permanente d'une semelle donc qui n'évoluera pas (ou peu) au cours du temps. Alors que d'autres caractéristiques comme la taille, l'usure ou les coupures peuvent ne pas être observables sur une trace partielle ou présenter un faible niveau de détails, voire, pour certaines, évoluer au cours du temps. L'emploi de ces caractéristiques dans un système de codification impliquerait donc qu'une partie des traces ne pourraient pas être exploitées par une telle banque de données. Un système de codification ne peut donc se baser que sur le motif des semelles afin d'assurer une utilisation universelle (applicable à toutes les traces) et cohérente dans le temps (la codification d'une même semelle ne change pas lors de son utilisation et l'apparition de nouvelles caractéristiques acquises). Nous proposons de définir ici le terme de motif de la façon suivante :

Le « motif » d'une chaussure est le dessin général de la semelle engendré par la structure en relief de celle-ci lors de sa fabrication. Il ne tient pas compte des spécificités dues à la marque, au modèle ou la taille de la chaussure, ni des caractéristiques issues de son utilisation.

Nous avons jusqu'ici fait référence uniquement au terme de codification pour décrire l'étape de description du motif d'une trace dans le but de confronter cette codification à celles des autres entités présentes dans une base de données. Or, dans la littérature consacrée au domaine des bases de données de trace de semelles, le terme de *classification* est souvent employé comme synonyme à celui de *codification* (voir par exemple Alexander et al., 2000; Ashley, 1996; Bouridane et al., 2000;

¹⁵ On pourrait objecter à cet argument les cas rencontrés dans la pratique où l'auteur place des chaussettes par-dessus ses chaussures afin d'en dissimuler les caractéristiques. Mais ce modus est rencontré suffisamment rarement pour que son observation puisse être utilisée dans l'inférence de source commune. Il serait également possible que l'observation de chaussette sur une trace soit considérée comme un motif en soit.

Mikkonen et Astikainen, 1994; Pavlou et Allinson, 2006). Cependant, codification et classification font bien référence à des concepts distincts.

D'une manière générale, une classification consiste à grouper des ensembles d'items partageant une ou plusieurs caractéristiques communes, généralement en se basant sur une représentation synthétique du contenu de ces items. Dans le domaine de la science forensique, Inman et Rudin (2001) définissent la classification comme l'inférence d'une multiplicité de sources possibles pour un élément de preuve. De là, ils définissent également les caractéristiques de classe comme *les traits produits par un processus contrôlé. Elles sont utilisées pour grouper des objets similaires en ensembles*¹⁶. Il est donc impossible d'individualiser la source uniquement sur la base des caractéristiques de classe, mais il est en revanche possible d'exclure toutes celles qui ne partagent pas celles-ci. La classification peut donc être assimilée à un système de tri possédant un fort pouvoir discriminant.

En résumé, nous pouvons dire que la codification est donc un système de description du contenu et la classification un système de tri. Dans un outil de gestion des traces de semelles utilisant un système de codification discret, comme dans les travaux de Girod, il est possible d'admettre la superposition de ces termes. C'est-à-dire que l'attribution d'un code comme J20 à une trace – qui indique la présence de formes carrées – aboutit en même temps à l'attribution de cette trace à la classe des traces présentant des formes carrées. Mais cette manière de faire implique que le nombre de classes différentes possibles est directement défini par le système de code employé. C'est-à-dire que le pouvoir discriminant de la classification est limité par le nombre de codes à disposition.

Cependant, utiliser le système de codification comme définition des classes n'est plus possible dans le cas des systèmes automatiques utilisant des descripteurs continus. Si la description du contenu d'une trace à travers, par exemple, une transformée de Fourier peut permettre de retrouver des traces similaires (de Chazal et al., 2005), elle ne permet pas, en soi, de déterminer que cette trace fait partie d'une classe particulière. Il est donc nécessaire de considérer la codification et la classification comme deux étapes distinctes du processus d'exploitation de traces de semelles.

Comme nous l'avons mentionné, l'étape (manuelle ou automatique) de codification d'une semelle ne décrit pas les caractéristiques acquises d'une semelle mais uniquement le motif, donc une caractéristique de fabrication, autrement dit une caractéristique de classe. Le résultat d'une recherche dans la banque de données d'éléments présentant une codification similaire ne présentera donc que des éléments portant des caractéristiques de classes similaires. Un système reposant sur une telle codification n'est donc pas un système d'identification (à l'instar d'un système AFIS), mais avant tout un système de classification. C'est-à-dire que, suite à l'étape de codification – manuelle ou automatique – la recherche doit permettre de déterminer la classe à laquelle appartient la requête,

¹⁶ *Traits that are produced by a controlled process. They are used to group like objects into sets* (Inman et Rudin, 2001, p. 118).

autrement dit, le motif. C'est seulement une fois qu'une nouvelle trace (ou nouvel encrage) a été attribuée à un motif, qu'une recherche peut être effectuée à l'intérieur de cette classe, parmi un nombre restreint de traces présentant le même motif, afin de déterminer si un lien peut être établi avec l'une d'entre-elles. Cette étape de classification implique donc que tous les éléments présents dans une banque de données soient attribués à une classe, donc à un motif.

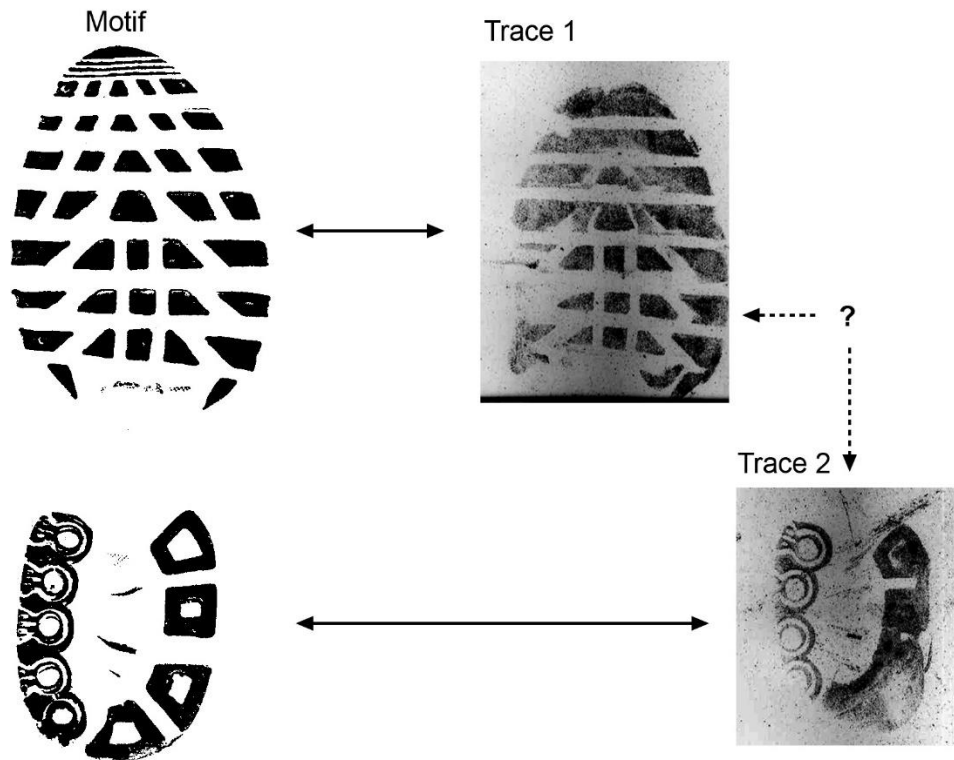


Figure 14: Illustration de la représentativité partielle du motif par les traces. Sans passer par une étape de classification de chaque trace, il n'est pas possible de détecter que les traces 1 et 2 appartiennent à la même classe.

Cette classification systématique par motif présente de nombreux avantages. Premièrement, une requête dans la banque de données ne nécessite de passer en revue qu'une seule liste de candidats (celle des motifs présents) et non plus deux (traces et encrages précédemment enregistrés). Une fois le motif correspondant à la requête trouvé, il est aisé d'avoir accès à toutes les traces et tous les encrages présentant le même motif. Deuxièmement, la liste des candidats à passer en revue sera moins longue en recherchant parmi les motifs qu'en recherchant directement parmi les traces et encrages. En effet, nous avons pu observer que sur les plus de 2'000 traces collectées par un service en une année, seuls quelques centaines de motifs distincts sont observés (cet aspect sera abordé plus en détails au chapitre 7). Troisièmement, la classification par motif permet de palier (en partie) au caractère partiel des traces. Une trace peut, en raison de son caractère incomplet, ne représenter le motif que de manière limitée. Dès lors, deux traces partielles provenant de la même semelle mais représentant des parties distinctes de celle-ci, peuvent, comme dans l'exemple illustré par la figure 14, être difficiles à lier sans passer par une classification par motif. Et pour finir, la classification par motif

permet de renseigner aisément l'examineur quant à la fréquence relative d'un motif parmi la population observée (ce sujet sera approfondi au chapitre 9). Puisque la totalité des entités présentes dans la banque de données est classée par motif, il devient très facile de compter le nombre d'observations d'un motif particulier sur l'ensemble des traces et encrages collectés.

Il est important de considérer la classification pour ce qu'elle est : une étape de classement uniquement. Elle permet de regrouper des traces et des encrages ayant des similitudes au niveau de leur dessin général dans le but de faciliter le travail de comparaison ultérieur. La classification de deux traces dans le même motif n'est donc pas synonyme d'une inférence de source commune entre celles-ci. Il n'existe en l'état pas de lien (au sens où nous l'avons défini au chapitre 4.1) entre les traces d'un même motif. L'établissement de ce lien intervient à l'étape suivante du processus d'exploitation et que nous traitons plus loin dans ce chapitre.

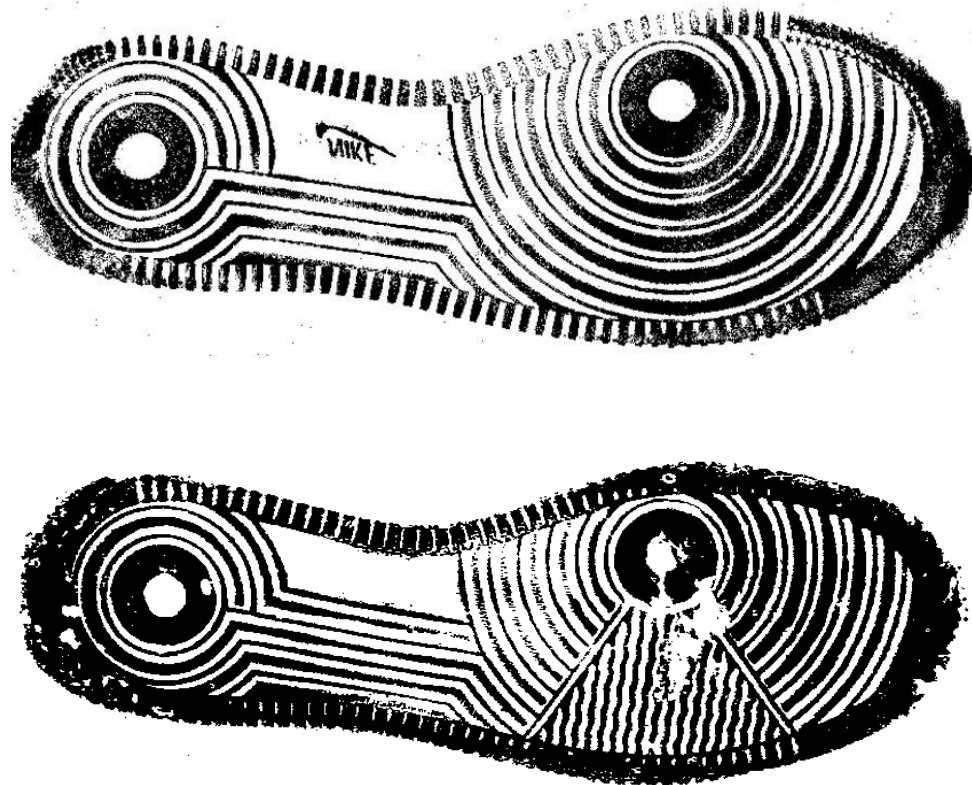


Figure 15: Deux semelles de marques différentes présentant des dessins généraux similaires sur la majeure partie de la semelle, à l'exception du centre de la plante. En haut l'encrage d'une chaussure de sport de marque Nike et en bas d'une chaussure de sport de marque WS.

La principale difficulté de la classification par motif réside dans la délimitation des classes, c'est-à-dire la définition d'où s'arrête un motif et où commence le suivant. D'une certaine manière, elle pourrait paraître contre-intuitive à un forensicien. Ce dernier est en effet habitué à mettre en évidence, au travers de ses comparaisons, des concordances et des discordances observables. Les premières permettent en principe de se rapprocher de l'individualisation alors que les secondes tendent vers

l'exclusion. Or, dans l'exemple donné à la figure 15, les discordances entre les deux encrages sont évidentes. Mais le fait de pouvoir les discriminer facilement doit-il nécessairement aboutir à les considérer comme faisant partie de deux classes distinctes ? Là encore, il est nécessaire de se rappeler du but premier de la classification qui est de faciliter la recherche d'éléments pertinents à comparer.

Le motif est une caractéristique de fabrication commune à toutes chaussures d'un même modèle, mais il peut également être partagé par plusieurs modèles, voire plusieurs marques. Et chaque modèle peut comporter des variations plus ou moins grandes par rapport à l'original, comme l'exemple de la figure 15. Or, si ces variations sont facilement identifiables lorsque l'on dispose de l'entièreté de la semelle, cela n'est plus forcément le cas lorsque l'on a à faire à des traces fragmentaires. Si nous prenons l'exemple d'une trace ne présentant que la zone du talon et provenant de l'un des deux modèles de la figure 15, il ne serait pas possible de déterminer lequel des deux a engendré cette trace. Dès lors, il pourrait être souhaitable de considérer ces deux dessins généraux facilement distinguables comme faisant partie de la même classe de motif. Etant donné la grande variabilité des motifs rencontrés et leur évolution constante, il n'est pas possible de définir des règles strictes pour savoir si deux chaussures partagent le même motif ou non. A ce stade, pour savoir si nous devons les considérer comme un même motif ou non, il s'agit plus d'établir à quel point ces semelles sont semblables, que de chercher à les distinguer. Une règle empirique pourrait être de déterminer si, à partir d'une trace fragmentaire (seulement le talon par exemple), la confusion serait possible. Si la réponse est oui, alors il faut les considérer comme une seule et même classe de motif.

Nous reviendrons sur la problématique et les conséquences de la délimitation des classes au cours du chapitre 7.3. Ce qui est important de retenir de la classification par motif est :

Premièrement, la classification par motif est une étape nécessaire qui est imposée par la nature même des traces de semelles sur lesquelles seules le dessin général est utilisable pour la codification.

Deuxièmement, la classification par motif est un système de tri et la classification de deux traces dans un même motif n'est pas synonyme d'une inférence de source commune et ne suppose donc pas l'existence d'un lien entre ces deux traces.

Troisièmement, un motif en tant que classe n'est qu'une représentation abstraite et générale du dessin général des traces et encrages qui en font partie et qui peut présenter des variations.

5.2.5 Comparaison et interprétation

Nous partons du postulat que la comparaison est une étape réalisée manuellement. Par comparaison, nous entendons la démarche d'observation d'éléments concordants et discordants entre deux traces

sur laquelle on se base pour effectuer l'inférence de source commune. Une banque de données est donc un outil qui doit faciliter cette étape.

Une fois que le motif d'une nouvelle trace a été déterminé, l'étape de comparaison peut commencer entre celle-ci et la liste des traces et encretes présentant le même motif. Selon la taille de la banque de données et la fréquence du motif recherché, la liste des résultats peut contenir plusieurs dizaines, voire centaines, de traces candidates à la comparaison. Dans de tels cas, une comparaison exhaustive des caractéristiques de fabrication et acquises de chaque trace représente une tâche beaucoup trop laborieuse. Il est donc nécessaire d'effectuer un tri parmi la liste de candidats afin d'obtenir une liste de candidats la plus pertinente possible.

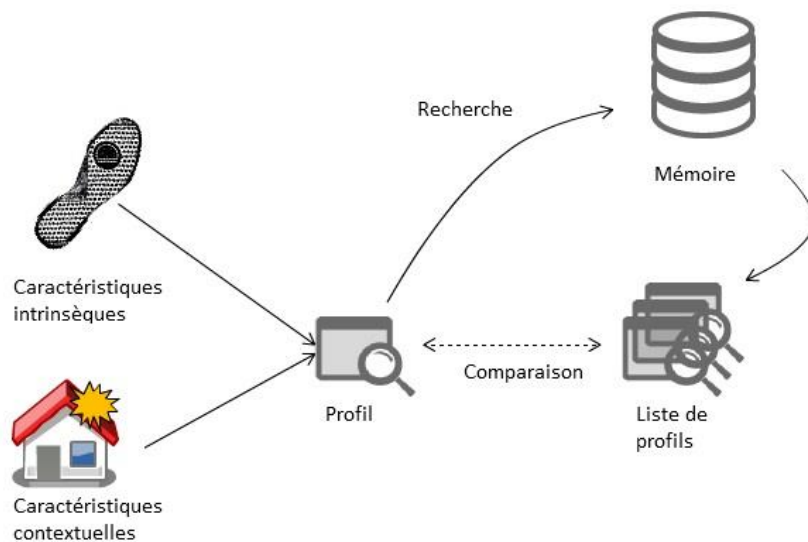


Figure 16: Le profil d'une trace est construit à partir des caractéristiques de la trace elle-même et de son contexte. Le profil est utilisé pour rechercher des profils correspondant afin d'effectuer des comparaisons pertinentes

Cette étape supplémentaire de tri vient donc compléter la sélectivité de classification. Nous avons pu observer dans la pratique que ce tri est intuitivement appliqué dans les services de police scientifique. Les inspecteurs scientifiques chargés d'effectuer des comparaisons commencent, en effet, par les traces les plus récentes. Mais nous pourrions également envisager d'utiliser d'autres données pour effectuer ce tri comme la localisation de l'évènement où la trace a été prélevée. Il s'agirait donc d'établir le profil de la trace à partir des caractéristiques intrinsèques de celle-ci, mais également d'autres données relatives au contexte dans laquelle la trace a été déposée puis prélevée. Le profil d'une trace contiendrait donc les caractéristiques propres à la trace (comme son motif, sa taille, son degré d'usure), ainsi que les caractéristiques de l'évènement au cours duquel elle a été prélevée (comme la date, la localité, le type d'infraction, de cible ou de mode opératoire). L'outil informatique pourrait donc utiliser ce profil afin de soumettre à l'utilisateur les profils les plus pertinents pour une comparaison manuelle (Figure 16).

Le profil doit pouvoir être précisé ou au contraire élargi par l'utilisateur en fonction de ses besoins. Selon qu'il décide de faire un contrôle ciblé ou une recherche exhaustive, il doit pouvoir sélectionner les critères du profil qu'il souhaite exploiter pour sa recherche. Par exemple, s'il doit contrôler rapidement les encretes d'un suspect connu pour opérer selon un modus bien spécifique, l'utilisateur doit pour définir ce critère de recherche. A l'inverse, s'il s'agit d'une affaire particulièrement grave, il devrait être en mesure d'effectuer une recherche la plus large possible. La précision du profil recherché doit donc être laissée à l'appréciation de l'utilisateur.

En principe, l'étape de comparaison en elle-même, où les traces sont comparées deux à deux (trace de lieux d'infraction vs référence ou trace vs trace), requiert des supports physiques (impression photo, transparent, etc.) ou des logiciels spécialisés afin d'opérer les superpositions et juxtapositions nécessaires à l'observation des concordances et discordances. La comparaison peut être fractionnée en plusieurs sous-étapes qui sont bien documentées (Bodziak, 2017; Girod et al., 2008). Nous n'approfondirons donc pas cette étape. En revanche, comme nous le montrerons plus loin dans ce travail (voir chapitre 9), une banque de données de traces de semelles adéquatement structurée peut être une aide à l'évaluation des résultats de la comparaison. Une classification basée sur le motif peut en effet apporter un éclairage sur la force du lien qui unit deux traces.

5.2.6 Intégration des résultats dans l'analyse et l'enquête

Les résultats des comparaisons effectuées doivent être enregistrés dans la banque de données. Mais il ne s'agit là que d'une étape intermédiaire de l'exploitation des traces de semelles. En effet, une fois ces résultats obtenus, ceux-ci doivent encore être communiqués pour acquérir une utilité.

L'inférence de source commune réalisée au travers d'une comparaison entre deux traces aboutit, par extension, à l'établissement d'un lien entre les deux événements d'où sont issues les traces. De l'établissement de ce lien peut résulter quelques situations types : il peut lier deux événements auparavant isolés, ce qui constitue la détection d'une nouvelle série. Il peut inclure un nouveau cas à une série précédemment détectée. Ou encore il peut confirmer un lien préexistant entre ces deux cas. Mais la détection peut également engendrer une réorganisation de séries existantes, par exemple en fusionnant deux séries perçues comme distinctes jusqu'alors. Les liens préexistants dans ces séries peuvent être basés sur des traces de semelles mais également sur toutes autres sources d'informations (comme par exemple l'ADN).

De plus, la répartition de ces liens dans le temps et l'espace peut aussi aboutir à la détection d'une « série de séries » : Girod et al. (2008 pp. 172-173) mentionne l'exemple d'une succession de séries basées sur les traces de semelles dont l'analyse a permis d'aboutir à la détection d'une grande série dont l'auteur unique changeait régulièrement de chaussures.

Comme nous l'avons déjà relevé, l'information issue des traces de semelles n'est pas auto-suffisante et nécessite d'être intégrée à d'autres sources d'informations afin d'être analysée et exploitée. Une banque de données de traces de semelles doit donc être structurée de manière à ce que les résultats puissent être intégrés dans un canevas plus large permettant l'analyse conjointe de plusieurs sources d'informations. La pratique nous donne un exemple concret en Suisse romande : les banques de données de certains SIJ romands permettent de transmettre certains types de liens – basés sur des traces matérielles entre événements – directement dans la base de données commune PICAR, utilisée par les analystes des différents cantons. Lorsqu'un lien est détecté au niveau du service de police scientifique et introduit dans sa banque de données, il est alors immédiatement visible pour les personnes chargées d'analyser la situation criminelle. Pour l'analyste, il est également possible de connaître les propriétés de ce lien, c'est-à-dire quand et sur quelle base il a été réalisé.

Outre l'intégration de l'information dans une structure de renseignement forensique, le cas particulier de la relation entre une trace de scène de crime et une empreinte de référence prélevée à partir des chaussures saisies va nécessairement impliquer un autre traitement de l'information. L'inférence de la source commune entre une trace et une référence implique la mise en lumière de la relation entre une personne et un événement criminel. La découverte de cette relation va en général engendrer une action judiciaire – une enquête – afin de déterminer, notamment, le rôle de la personne identifiée par la trace de semelle. Ce processus d'enquête n'exclut évidemment pas l'intégration de l'information dans la structure de renseignement.

5.2.7 Reformulation des processus

Les réflexions faites jusqu'ici nous permettent donc de faire évoluer le schéma d'exploitation de la figure 12 proposé par Girod et de proposer celui représenté à la figure 17. Dans ce dernier, par souci de clarté, l'étape de mémorisation n'est pas représentée, mais nous partons du principe que les résultats de chaque étape sont introduits dans la mémoire et peuvent être retrouvés. Nous n'avons également pas représenté l'étape de numérisation : elle comporte pourtant des problématiques non-triviales mais dont les implications ne concernent pas directement notre travail.

Le choix du schéma d'exploitation des traces et l'identification de chaque étape nous permettra de discuter de l'opportunité et des possibilités d'automatisation de chacune d'entre elles au cours du chapitre suivant. Mais avant cela, nous discuterons au travers de la section suivante de la structure même d'une base de données permettant un tel schéma d'exploitation des traces.

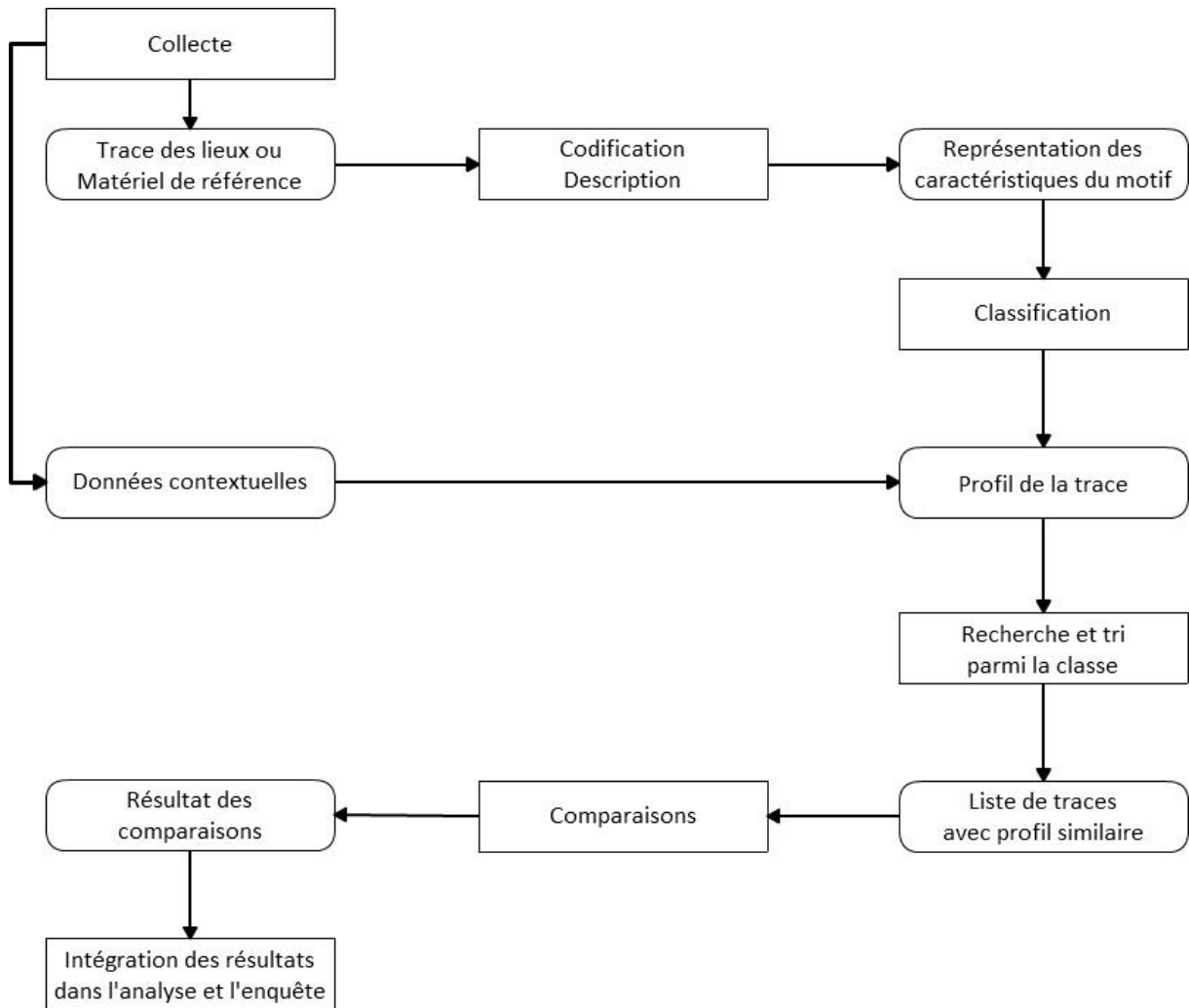


Figure 17: Evolution du modèle d'exploitation des traces de semelles dans une banque de données de Girod (2002) proposée dans le cadre de ce travail doctoral. Les processus sont représentés par des rectangles et leurs résultats dans des capsules arrondies.

5.3 Structure d'une base de données de traces de semelles

Le modèle d'exploitation élémentaire des traces ayant été déterminé et les objectifs d'une banque de données fixés, nous pouvons donc passer à la définition de la base de données relationnelle elle-même. Pour cela nous commençons par identifier les entités, leurs attributs et leurs relations. Puisque nous envisageons l'exploitation de la trace dans son contexte, l'entité de départ sera donc l'évènement au cours duquel la trace a été générée. On peut considérer qu'il résultera le plus souvent d'une intervention de la police investiguant une infraction ou contrôlant un individu. Un évènement peut conduire au prélèvement de traces ou à la saisie de chaussures de références à partir desquelles des enclaves seront effectués. Si, dans le cadre théorique de l'inférence de source, trace et enclavage de référence peuvent être représentés de la même manière, nous les considéreront ici comme deux types d'entités distincts. Ils possèdent en effet des attributs et des relations différents. Le dernier type

d'entité que nous considérons est la classe à laquelle appartiennent les traces et encreges, en l'occurrence le motif. Il s'agit ici d'une entité abstraite dont l'existence doit nous permettre d'effectuer l'étape de classification et d'observer ses propriétés, comme sa répartition dans le temps et l'espace au travers de ses relations avec les autres entités. Nous pouvons donc décrire les cinq types d'entités de la manière suivante :

- **Evènement** : il s'agit d'un fait pertinent pour l'action de sécurité. En l'occurrence, il peut résulter soit d'une action criminelle (comme un cambriolage, un brigandage, etc.), soit d'une action des acteurs de la sécurité (comme l'interpellation d'une personne par la police, une perquisition, etc.). Ses principaux attributs (ceux qui vont nous intéresser) sont justement le type d'évènement dont il s'agit, ainsi que sa localisation dans le temps et l'espace.
- **Trace** : plus précisément trace de question dont la source est inconnue, elle a été générée au cours d'une action criminelle puis collectée pendant l'investigation. Ses principaux attributs sont sa localisation, la ou les photos la représentant et éventuellement une description de son contenu (codification).
- **Chaussure** : l'objet en lui-même a été saisi lors d'un évènement, le plus souvent par la police. Ses principales caractéristiques sont son propriétaire, sa marque, sa taille, son usure, etc. C'est à partir de la chaussure que l'on effectuera un (ou plusieurs) encrage de référence de sa semelle à des fins de comparaisons.
- **Encrage** : il s'agit de l'impression de la semelle obtenue à partir d'une chaussure et qui sera utilisée pour les comparaisons avec des traces inconnues. Son principal attribut – outre son image et ceux dont il hérite de la chaussure dont il est issu – est la description de son contenu (codification).
- **Motif** : il ne représente pas directement un objet matériel, mais la classe à laquelle une trace ou un encrage appartiennent. Là aussi, ses principaux attributs sont son image et la description de son contenu, du dessin général représentant la classe.

Les relations entre ces entités peuvent être définies de la manière suivante :

- **Evènement – Trace** : L'évènement génère une ou plusieurs traces, par contre une trace ne peut provenir que d'un seul et unique évènement. Sa cardinalité (voir section 5.1) peut donc être noté 1 : n.

- **Evènement – Chaussure** : Un évènement permet la saisie d'une ou plusieurs chaussures et on considère qu'une chaussure ne peut être liée qu'à un seul évènement¹⁷. Sa cardinalité est notée 1 : n.
- **Trace – Motif** : La trace présente une série de forme qui constitue son dessin général auquel on attribue un motif. On considère que sur un seul prélèvement, il est parfois possible d'avoir une superposition de plusieurs appositions provenant de plusieurs chaussures. Donc une trace peut présenter plusieurs motifs¹⁸. Une classe de motif peut également contenir un nombre indéterminé de traces. Sa cardinalité est donc n : m.
- **Trace – Trace** : toute trace peut être comparée un nombre indéterminé de traces et les résultats de ces comparaisons devront être enregistrés. Cette relation possède donc elle aussi des attributs qui lui sont propres. Sa cardinalité est de type n : m.
- **Trace – Encrage** : toute trace peut être comparée à un nombre indéterminé d'encrages et inversement. Là aussi, les résultats de ces comparaisons devront être enregistrés. Sa cardinalité est de type n : m.
- **Chaussure – Encrage** : A partir d'une chaussure, il est possible, pour des besoins d'expertise, d'effectuer plusieurs encrages de ses semelles. Par contre, un encrage ne peut avoir comme source qu'une unique chaussure. La cardinalité est donc 1 : n.
- **Encrage – Motif** : Contrairement aux traces, on considérera qu'un encrage ne peut appartenir qu'à un seul motif. Par contre, une classe de motif peut contenir un nombre indéfini d'encrages, d'où une cardinalité notée 1 : n.

Les définitions posées ici sont représentées sous la forme d'un schéma entité-relation à la figure 18. Ce type de représentation nous permet de représenter visuellement la problématique à laquelle devra répondre la structure de la base de données.

Nous avons volontairement omis de mentionner la relation évènement-évènement ici par souci de clarté. Celle-ci est d'ailleurs représentée en grisé sur le schéma. Le lien établi entre deux traces permettra, par transitivité, de lier les deux évènements d'intérêt, comme nous l'avons établi au

¹⁷ Si en théorie, une personne pourrait être contrôlée par la police plusieurs fois avec la même paire de chaussures, en pratique, on considèrera en général qu'il s'agit d'une nouvelle paire. Ceci puisqu'il n'est pas toujours possible de vérifier s'il s'agit de la même et unique chaussure ou de deux chaussures similaires.

¹⁸ Il est également possible de concevoir qu'une trace soit d'assez mauvaise qualité pour que son motif ne puisse être déterminé avec certitude et que plusieurs classes de motifs puissent correspondre. On pourra, là aussi, attribuer la trace à plusieurs motifs.

chapitre 4. Mais nous reviendrons plus loin dans ce travail sur les aspects de liens entre évènements et leur exploitation. (chapitre 8).

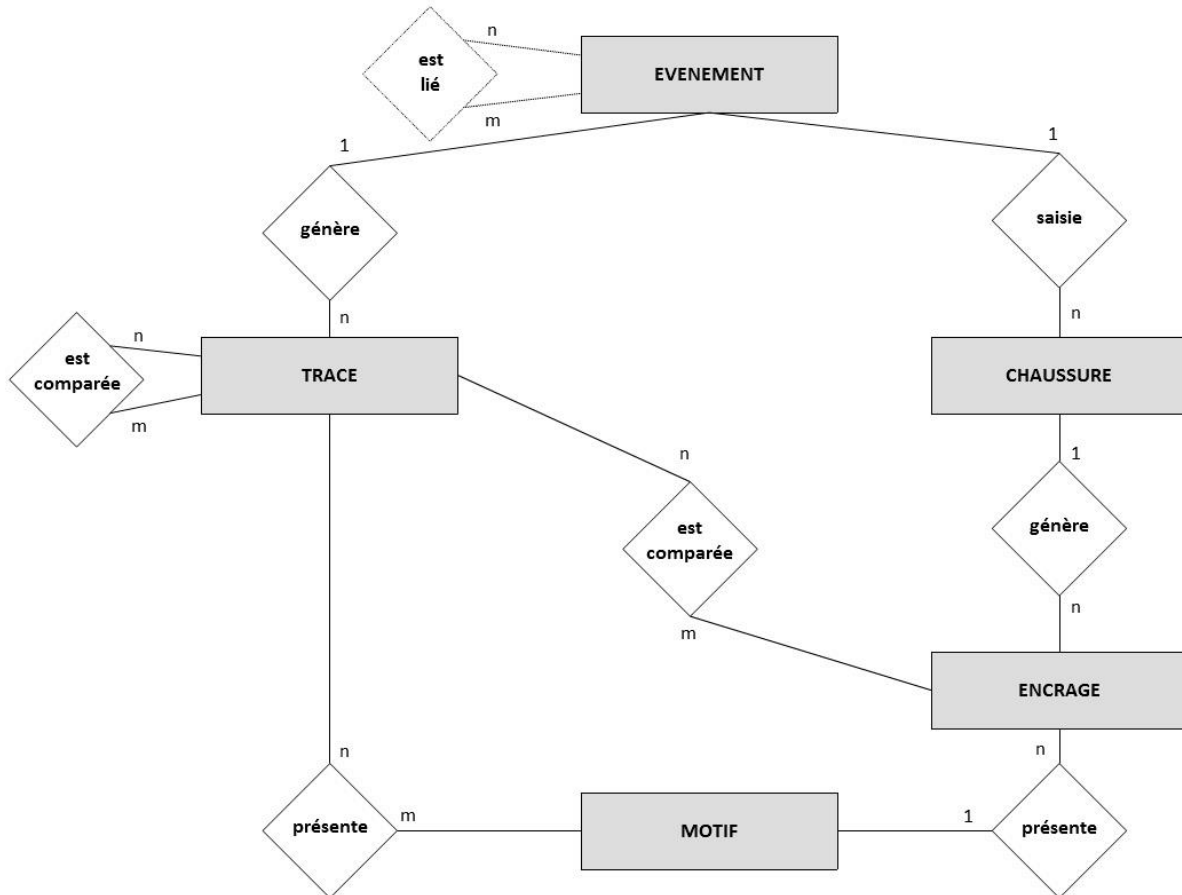


Figure 18: Schéma entité-relation défini à partir du modèle d'exploitation déterminé précédemment. Les entités sont représentées par les rectangles et leurs relations par les losanges avec leur cardinalité. Afin de simplifier la lecture, les attributs des entités ne sont pas représentés.

La structure de la base de données utilisée dans le cadre de ce travail repose principalement sur les réflexions menées dans ce chapitre. Certaines tables et relations ont été ajoutées afin de permettre l'évaluation d'algorithme décrit dans les chapitres suivants.

5.4 Une banque de données opérationnelle : le cas neuchâtelois

Le service forensique neuchâtelois exploite une banque de données de traces de semelles qui est intégrée dans une banque de données plus large, laquelle permet une gestion de l'ensemble des cas qu'il traite. Cet outil, dénommé LIMS (pour *Laboratory Information Management System*), a été développé sur une plateforme FileMaker® depuis la fin des années 90 et est constamment mis-à-jour. Schématiquement, les informations qui y sont entrées peuvent être groupées en trois grandes classes : premièrement les données relatives aux cas investigués (lieu, type d'évènement, date, personnes impliquées, investigations effectuées, etc.), deuxièmement les traces relevées dans le cadre des

investigations de ces cas (type de trace, localisation, traitements effectués, description du contenu de la trace, etc.), et dernièrement les liens établis entre différents objets contenus dans la banque de données qui permettent de documenter l'observation d'une certaine similitude entre eux (entre une trace de semelle et un encrage, entre deux traces biologiques, entre deux cas, entre une trace papillaire et une personne, etc.).

Au total, LIMS est composé de plus de 110 tables distinctes permettant de structurer les données récoltées et générées lors des investigations du service. La construction de cet outil fait qu'il est possible d'effectuer rapidement des recherches à travers plusieurs tables différentes – par exemple afficher les prélèvements biologiques ayant donné un profil ADN inconnu et prélevé sur des cambriolages de villas en 2016. La trace n'est jamais séparée du contexte dans lequel elle a été mise en évidence.

Concernant le domaine des semelles dans LIMS, la structure des données est similaire à celle présentée à la figure 18. Toutes les traces et tous les encrages sont liés au cas (événement) au cours duquel ils ont été prélevés. Ils sont tous classés par motifs, à l'exception de certaines traces de très faible qualité sur lesquelles le motif n'est pas distinguable. Lorsque du nouveau matériel (trace ou encrage) est inséré dans la base et qu'un motif lui est attribué, les comparaisons pertinentes (trace-trace et/ou trace-encrage) sont réalisées par l'inspecteur scientifique, avec le matériel déjà présent dans ce motif. Les schémas complets des processus d'exploitation des traces et encrages dans LIMS sont fournis à l'annexe 5. Les résultats de ces comparaisons sont insérés dans les tables correspondantes et l'information des liens découverts est transmise aux enquêteurs ou aux analystes (l'aspect de l'établissement des liens sera abordé au chapitre 8.2). Au final, chaque trace (à l'exception de celle de très faible qualité) et chaque encrage est attribué à un motif. Si le motif recherché n'est pas présent dans la banque de données, alors l'inspecteur crée un nouveau motif qui est ajouté à la liste.

Il s'agit jusqu'ici d'une utilisation tout à fait similaire au modèle d'exploitation des traces tel que présenté à la figure 17, c'est-à-dire une suite de processus qui s'enchaînent de façon séquentielle. Pourtant l'exploitation de ces données ne se termine pas là. Lorsque les comparaisons sont terminées et que les résultats sont transmis, ces mêmes données sont susceptibles d'être consultées et comparées à nouveau. C'est ce que nous suggère la liste des liens trace-trace inscrits dans la banque de données durant une période de 50 jours entre janvier et mars 2017. Durant cette période, le service est intervenu à 102 reprises pour des affaires dans lesquelles des traces ont été prélevées (352 traces) ou des chaussures saisies (29 paires). Durant cette même période, 282 comparaisons trace-encrage (dont 15 associations) ont été réalisées et 21 liens ont été détectés entre des traces provenant de cas différents (169 traces sur 55 cas distincts).

Mais ce qui est intéressant, c'est que sur ces 21 liens détectés entre fin janvier et début mars 2017, 4 ne concernent pas des cas survenus durant cette même période, mais des affaires survenues entre

octobre et décembre 2016. Habituellement, la détection du lien entre deux cas (ou plus précisément, l'insertion de l'information dans la banque de données) intervient dans les 2 jours qui suivent la collecte des traces du cas le plus récent (valeur médiane). Pour ces 4 liens particuliers, la détection est intervenue entre 56 et 99 jours après la collecte des traces. Nous avons examiné les cas relatifs à ces quatre liens (que nous nommerons A, B, C et D) afin d'expliquer ce délai inhabituel entre collecte des traces et détection du lien.

- **Liens A et B** (99 jours entre collecte et détection) : Il s'agit d'une situation particulière puisque toutes les traces incluses dans les liens A et B ont été collectées sur un seul et même cas. L'usage dans ce service veut que, pour des traces récoltées sur un seul cas et provenant vraisemblablement de la même paire de chaussures, il n'est pas nécessaire d'insérer dans LIMS le fait qu'elles sont considérées comme liées. Il s'agit d'une information qui n'apporte, habituellement, pas de plus-value. Cependant, le cas où les liens A et B ont été inscrits est une affaire d'une importance relativement élevée. Un grand nombre de traces ont été collectées et au moins trois auteurs (identifiés) y ont pris part. Afin de structurer une information relativement abondante dans ce dossier, et notamment afin de faciliter sa transmission aux enquêteurs, l'inspecteur du SF a créé ces liens lors d'une phase de structuration de la preuve qui a eu lieu 99 jours après.
- **Lien C** (76 jours entre collecte et détection) : Il s'agit là d'un lien établi entre deux cas survenus dans la même soirée, à une distance relativement courte, touchant le même type de cibles (deux pharmacies) et où un modus similaire a été employé. En l'occurrence, tout ce contexte était suffisant pour considérer comme vraie l'hypothèse que les deux cas ont été perpétrés par le même auteur et inclure ces deux cas dans une série en établissant un lien. Les traces de semelles prélevées sur chacun des cas présentaient le même motif et avaient été prélevées par le même inspecteur scientifique. Le lien entre ces traces n'a donc pas pu lui échapper. Cependant, la règle en vigueur dans ce service veut que les traces soient comparées « physiquement » - c'est-à-dire par juxtaposition ou superposition – avant qu'un lien ne soit introduit dans la banque de données (dans le but évident de diminuer le taux de faux positifs). Il semble donc l'inspecteur ait choisi de différer l'exécution de cette tâche pour donner la priorité à d'autres. Cela n'a occasionné aucune perte d'information puisque les deux cas étaient déjà considérés comme liés. Mais sans avoir effectué ces comparaisons, il existe toujours la possibilité que des éléments discordants soient présents sur les traces et remettent en cause l'hypothèse de leur source commune et, par la même occasion, le lien existant entre les deux cas. En remettant à plus tard les comparaisons, l'inspecteur a (implicitement ou explicitement) admis que cette probabilité était suffisamment faible et/ou que les conséquences liées à une telle erreur étaient suffisamment bénignes.

- **Lien D** (53 jours entre collecte et détection) : Il s'agit d'un lien entre des traces prélevées sur deux cas ayant eu lieu à 44 jours d'intervalle. Lors du traitement des traces collectées sur le second cas, le motif est correctement identifié et le lien avec les traces du premier cas est envisagé. Mais au vu de la faible qualité des traces, les comparaisons aboutissent à une faible valeur indiciaire. De plus, les profils des deux cas sur lesquels elles ont été relevées sont différents et relativement éloignés dans le temps et l'espace. Le premier cas fait déjà partie d'une série d'une dizaine de cambriolages commis vraisemblablement par au moins deux auteurs, dont un a été identifié par ADN. Au moment de la commission du second cas, cette personne a déjà été interpellée et se trouve en détention. L'inspecteur scientifique en charge de l'affaire a donc décidé de ne pas créer de lien entre ces affaires. Les investigations concernant cette première série de cambriolages se poursuivent : l'audition de la personne interpellée et de nouveaux résultats ADN confirment premièrement l'implication d'un complice non-identifié dans la première série. Mais ils montrent également que ce complice a continué son activité délictueuse après l'interpellation du premier, puisque son profil biologique est mis en évidence sur de nouveau cas qui s'ajoutent à la série. Le lien précédemment envisagé mais qui n'avait pas été retenu est alors réévalué à la lumière de ces nouvelles informations. Le lien est validé et le second cas est intégré dans la série de cambriolages. Six jours plus tard, un nouveau résultat ADN viendra confirmer l'implication du complice dans le second cas.

L'analyse de ces trois situations nous démontre que l'exploitation des traces de semelles n'est pas purement linéaire mais que les décisions prises quant à l'établissement des liens sont révisables. L'investigation se déroulant dans le temps, de nouvelles informations sont susceptibles d'apparaître à un moment ultérieur au traitement des traces, les besoins de l'enquête peuvent évoluer et nécessiter de restructurer l'information initiale. Les résultats initiaux peuvent donc évoluer dans le temps eux aussi. L'information contenue sur les traces ne change pas. Mais le contexte pris en compte lors de la première exploitation des traces peut être modifié par de nouvelles informations et engendrer une modification des résultats.

Il est donc pertinent de concevoir l'établissement de ces liens rétrospectivement, sous l'angle du processus de décision décrit à la section 4.1. Dans l'exemple du lien D, ce sont les informations contextuelles qui ont évolué et amené l'inspecteur à modifier sa décision. Plus exactement, ce sont les chances a priori qui ont augmenté suite à la découverte de nouvelles informations. Alors que dans le cas du lien C, c'est l'utilité du résultat, perçue par le forensicien, qui joue un rôle déterminant : le bénéfice associé à l'établissement de lien est faible, tout comme le risque de conséquences néfastes s'il n'est pas établi. La décision de ne pas effectuer ces comparaisons immédiatement a donc été prise.

Comme le montre l'exemple du lien C, la prise en compte du contexte dans l'exploitation des traces permet également de prioriser le traitement de certaines traces par rapport à d'autres. L'inspecteur

scientifique en charge de l'affaire a utilisé sa connaissance du contexte de l'affaire, mais aussi sa connaissance d'un contexte criminel plus général, pour définir les priorités dans le traitement de ses traces.

Un autre indicateur de cette non-linéarité de l'exploitation des semelles est la multiplicité des façons par lesquelles on accède aux données. A ce titre, nous avons étudié les requêtes effectuées sur cette base de données semelles durant la même période que précédemment (50 jours entre janvier et mars 2017 au cours desquels 352 traces et 29 paires de chaussures ont été collectées sur 102 cas). Les requêtes enregistrées sont celles où un utilisateur de LIMS effectue une recherche parmi les traces, les encrages ou les motifs selon des critères qu'il choisit. Au total, 3452 requêtes ont été enregistrées, soit près de 70 par jour. Deux tiers de ces requêtes possèdent des critères prédéfinis par l'outil informatique afin de faciliter la navigation de l'utilisateur dans les données. Il s'agit d'actions prédéfinies permettant à l'utilisateur d'accéder en un clic, par exemple, aux traces d'un cas, aux encrages ou aux traces d'un motif. Le tiers restant est constitué de requêtes définies manuellement par l'utilisateur. Mais aucune distinction entre ces requêtes prédéfinies et manuelles n'a été faite ci-après. Une étude beaucoup plus poussée de ces requêtes serait évidemment possible et permettrait d'approfondir des questions sur l'interface entre les données et l'utilisateur. Cependant, nous nous sommes limités à classer ces requêtes en fonction du type de critères qui les compose. En l'occurrence, nous avons classé ces critères en quatre types distincts : premièrement ceux qui réfèrent à l'information intrinsèque d'une semelle (codification du motif, usure, marque), deuxièmement ceux en lien avec le contexte de prélèvement (localité du cas, modus de l'auteur, date, etc.), troisièmement les critères relationnels des traces et encrages (traces ou encrages d'un même motif, traces déjà liées ou prélevées dans une même série de cas, etc.), et dernièrement les critères qui identifient une trace ou un encrage en particulier. La répartition de ces requêtes est exposée dans le tableau 1. La somme de ce tableau est supérieur aux 3452 requêtes puisque 234 d'entre elles étaient composées de critères multiples et de types différents. En l'occurrence, il s'agit principalement de combinaisons de critères intrinsèques et contextuels.

5 – Banque de données de traces de semelles : processus et structure

Tableau 1: répartition des critères de recherches de 3452 requêtes adressées aux tables (trace, encrage ou motif) de la base de données de semelles du service forensique sur une période de 50 jours. La somme du nombre de requêtes est supérieure à 100% car 234 requêtes sont composées de multiples critères de plusieurs types.

Type de critères	Nombre de requêtes
éléments intrinsèques de la semelle (codification, fabricant, usures)	547 (15.8%)
contextuels (localité de prélèvement, modus, date, etc.)	186 (5.4%)
relationnels (traces et encrage du même motif, trace déjà liées ou faisant partie d'une série)	997 (28.9%)
identifiants (numéro du cas, de la trace ou de l'encrage)	1956 (56.7%)
Somme	3686 (106.8%)

La première observation que nous relevons est la proportion des requêtes qui concernent les éléments intrinsèques de la semelle (principalement la codification) qui est de 15.8% ainsi que celle des éléments contextuels de 5.4%. Ces requêtes ont lieu à l'étape de classification du matériel, donc de la recherche du motif. Cela met en lumière l'importance modeste des étapes de codification et de classification dans l'utilisation d'une banque de données. Les critères de type relationnels sont utilisés dans 28.9% des requêtes. Ils sont majoritairement utilisés lors des étapes de recherche de liens (recherches dans un motif et comparaisons) puisqu'ils permettent d'afficher, par exemple, la liste des traces d'un motif donné, en vue de les comparer. Et finalement, les requêtes permettant d'atteindre spécifiquement une trace ou les traces d'un cas en particulier représentent plus de la moitié des requêtes. Il n'est pas possible de définir le but exact poursuivi par chaque utilisateur lorsqu'il effectue ce type de requête. La consultation des traces d'un cas peut être effectuée à tout moment depuis la codification jusqu'aux comparaisons, mais aussi ultérieurement dans l'investigation ou la préparation d'un rapport. La proportion des consultations des données par rapport aux autres requêtes nous indiquent également que l'exploitation des semelles ne s'effectue pas de façon linéaire, mais contient des itérations lors desquelles des données déjà enregistrées dans la mémoire sont rappelées par l'utilisateur.

Ces observations faites sur la banque de données neuchâteloise nous poussent donc à reformuler encore une fois le modèle d'exploitation des traces de semelles. La précédente version ne considérait qu'un traitement linéaire des traces (et encrages) où celles-ci entrent d'un côté et les résultats sortent de l'autre. Or, nous venons de voir que ces données sont consultées à tout moment et que de nouvelles informations amènent à réévaluer le résultat des comparaisons. Ces informations peuvent provenir de résultats forensiques, de l'enquête ou de l'analyse. Ces informations ne vont évidemment pas

influencer les informations présentes sur les traces. Mais elles vont modifier le contexte dans lequel les traces ont été collectées et qui sera pris en compte dans la décision d'établir ou non un lien. Sur la base de ces considérations, nous proposons donc le modèle d'exploitation des traces de semelles tel que présenté à la figure 19.

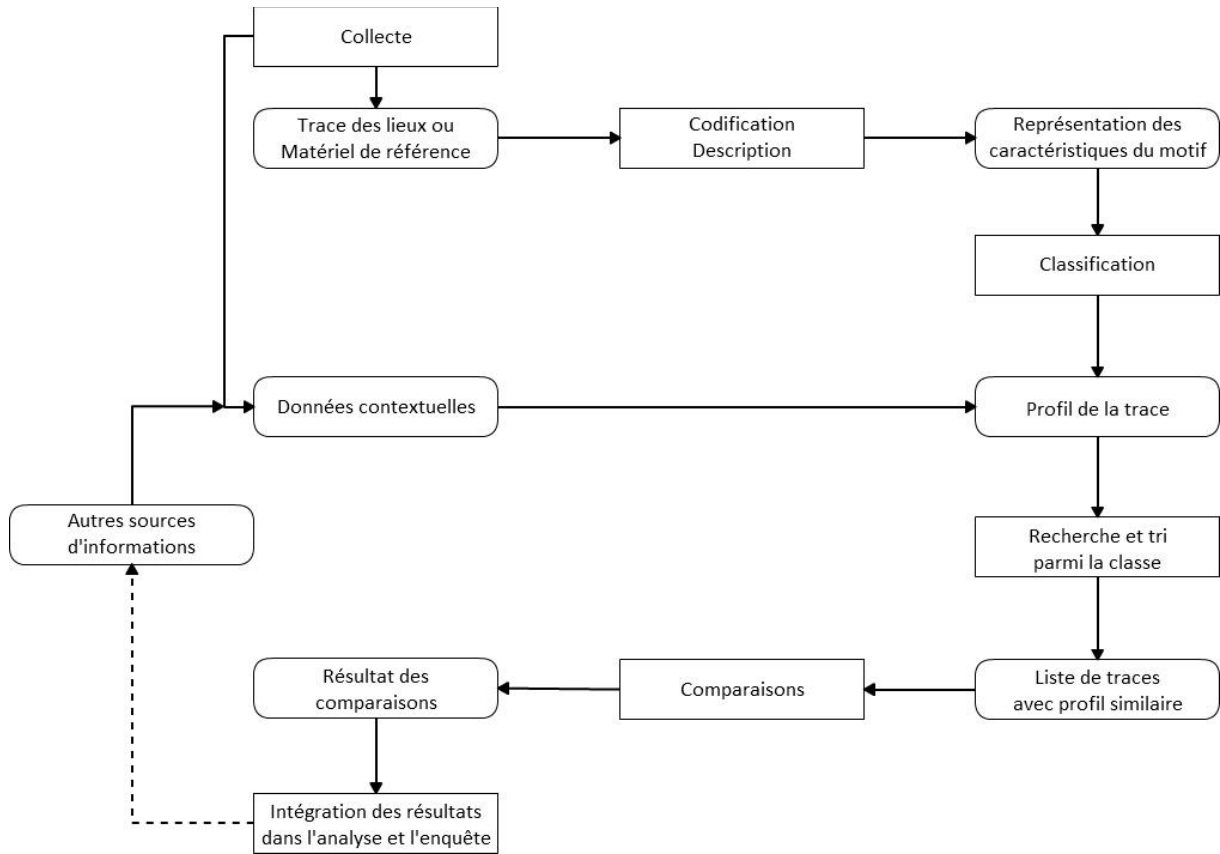


Figure 19: Deuxième évolution du modèle d'exploitation des traces de semelles dans une banque de données de Girod (2002) proposée dans le cadre de ce travail doctoral. Les processus sont représentés par des rectangles et leurs résultats dans des capsules arrondies

6 De l'automatisation dans l'exploitation des traces de semelles

6.1 Buts et applications de l'automatisation

Nous avons déterminé précédemment (section 4.1) que la fonction élémentaire d'une banque de données est de détecter des profils similaires entre des traces afin de pouvoir les comparer et de déterminer si elles ont une source commune. Cette fonction élémentaire permet ensuite de raisonner en termes de liens entre événements. Afin de parvenir à cet objectif, nous avons établi la démarche à appliquer à la section 5.2. Elle peut être divisée en plusieurs étapes tel que décrit à la figure 19 : collecte, codification, classification, sélection des candidats à la comparaison, comparaison et intégration des résultats. En l'état, l'implémentation de chacune de ces étapes dans un outil concret peut être envisagée de multiples manières, en particulier sous l'angle de l'automatisation.

La plupart des outils actuels fonctionnent selon des démarches relativement similaires à celle proposée par Girod et reproduite à la figure 12 (Girod et al., 2008; Milne, 2013). Dans ces outils, chaque étape est généralement effectuée manuellement et le stockage de l'information est réalisé grâce à une base de données informatique. A notre connaissance, les seules exceptions à cette approche sont le système commercialisé par Everspry déployé en Chine où la codification et la recherche sont presque entièrement automatisées (Li et Gong, 2014), et TreadFinder, en cours de déploiement à Londres, où la collecte, la codification, la classification des encreuses de référence ainsi que la recherche de traces pertinentes pour comparaison sont semi-automatisées (Henderson et Hall, 2016).

De l'exemple de TreadFinder (base de données développée à la Metropolitan Police de Londres, voir section 3.2), nous pouvons tirer deux conclusions : premièrement l'automatisation ne s'applique pas nécessairement à l'ensemble des processus de l'exploitation des semelles. Dans ce cas précis, seule la recherche du motif à partir d'impressions de références est automatisée (la classification des traces est basée sur une codification manuelle). Deuxièmement, il est nécessaire de s'interroger sur la plus-value apportée par l'automatisation. Cette plus-value peut s'envisager à différents niveaux et être relativement complexe à mesurer. Au niveau de l'outil en lui-même, l'automatisation peut améliorer la facilité d'utilisation pour l'opérateur, accélérer le traitement ou améliorer la performance du système en termes de détection de liens. Mais elle peut aussi avoir un impact sur l'environnement dans lequel le système est déployé : en facilitant et en accélérant l'acquisition et l'exploitation des encreuses de références, TreadFinder a fait drastiquement augmenter le taux de collecte de références. Après douze mois d'essai, la proportion de suspects passés aux mesures signalétiques pour lesquels

une impression de leurs chaussures a été effectuée est passé de 3.1% à environ 70% et le nombre de cas résolus grâce aux semelles semble en augmentation (Henderson et Hall, 2016). Il s'agit, à notre connaissance, du seul exemple où il est possible de déterminer, au moins partiellement, l'impact de l'introduction d'un système automatisé par rapport à un système manuel.

En ce qui concerne les traces de scènes de crimes, la plus-value de l'automatisation de leur traitement par rapport à un système manuel n'a jamais été démontrée. Dans la littérature relative à l'automatisation de la codification et de la classification des semelles, les avantages supposés sont généralement une diminution de l'impact de l'utilisateur (variabilité interindividuelle) et une diminution du taux d'erreur (Bouridane et al., 2000; Luostarinen et Lehmussola, 2014) ou la facilitation d'une tâche manuelle laborieuse (de Chazal et al., 2005). Il s'agit cependant d'un défi complexe à relever puisqu'on demande à un algorithme d'être meilleur que l'humain dans la détection et la reconnaissance de formes à partir de matériel de qualité très variable. La figure 20 montre un exemple d'une trace prélevée sur une scène de crime. Si l'œil humain est capable très rapidement de détecter les éléments pertinents de l'image et de les associer à la référence correspondante, les résultats décrits par la littérature du domaine montrent qu'il en va différemment pour un algorithme.

La reconnaissance et l'association de formes dans l'identification d'objets par l'humain fait appel à de nombreux mécanismes cérébraux qui sont l'objet de nombreuses études (Op de Beeck et al., 2008). Dans ce domaine, la machine peut surpasser l'humain en termes de vitesse et de performance pour des tâches simples, mais la tendance s'inverse lorsqu'il s'agit de retrouver des objets dans des environnements complexes (Borji et Itti, 2014) ou dans la catégorisation d'images abstraites (Fleuret et al., 2011). Le domaine de l'automatisation de la reconnaissance faciale fait l'objet de nombreuses recherches et là aussi, l'humain surpasse la machine dans des situations complexes (Phillips et O'Toole, 2014). De telles études n'existent pas pour les traces de semelles. Cependant, il a été démontré que certains algorithmes de codification et de classification complètement automatiques peuvent donner des résultats intéressants sur des cas simples comme des références, mais donner des performances très largement inférieures sur des traces provenant de scènes de crimes (Cervelli et al., 2009; Cervelli et al., 2010).

Ces considérations nous amènent à envisager l'automatisation dans une forme supervisée par l'utilisateur et, en premier lieu, dans la phase de détection des caractéristiques sur les traces. De manière analogue, un système AFIS détecte automatiquement les minuties sur les traces qui sont ensuite contrôlées voire corrigées par un opérateur (Egli, 2009). Sur la base de cette phase de détection supervisée, les caractéristiques sont transformées de leur représentation spatiale (l'image de la trace) en une forme facilement comparable pour un algorithme (par exemple une matrice) que l'on peut appeler vecteur caractéristique¹⁹. Ce vecteur est alors comparé par l'algorithme aux vecteurs

¹⁹ En anglais le terme de *feature vector* est généralement employé.

caractéristiques contenus dans la banque de données et leur similarité mesurée à l'aide d'une métrique définie. Cette étape de recherche de vecteur similaire permet d'aboutir à une liste de candidats ayant obtenus le meilleur score.

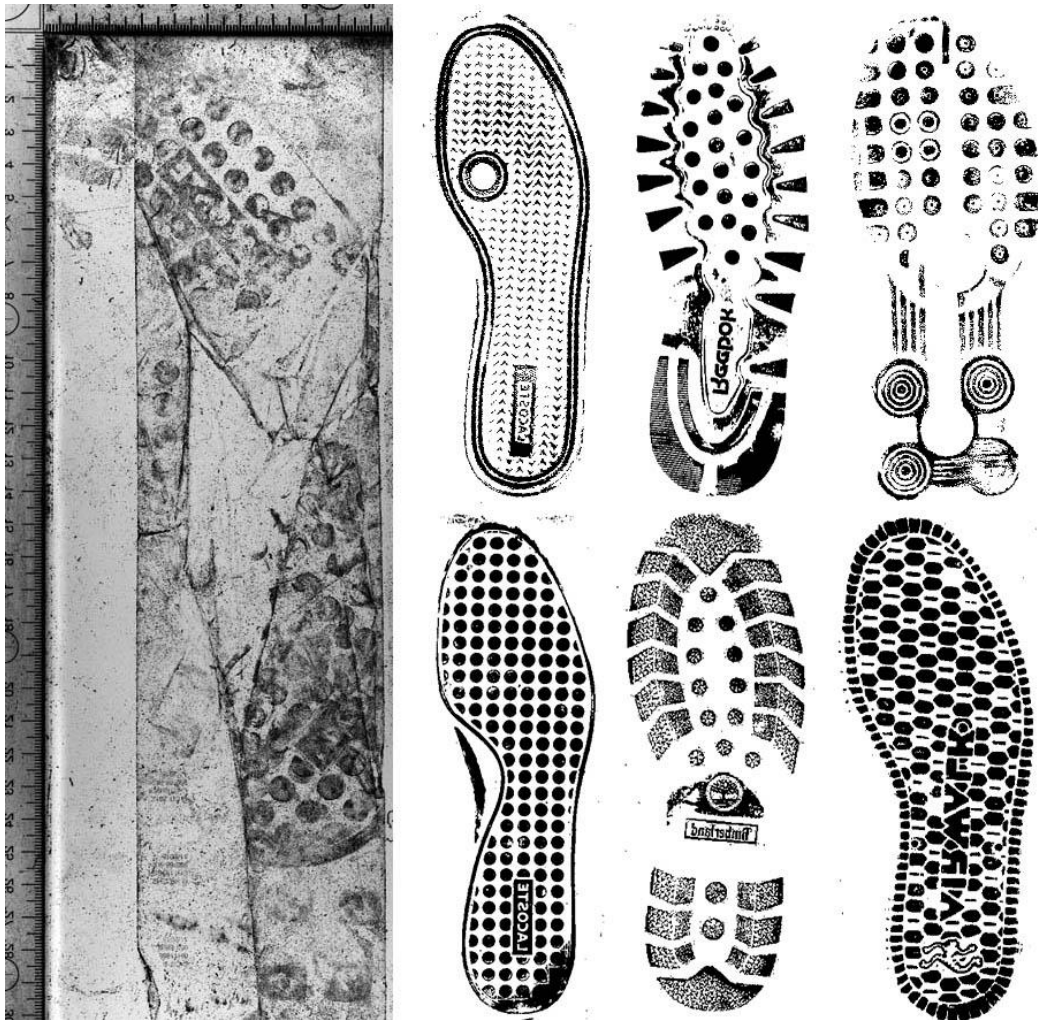


Figure 20: exemple d'une trace de semelle prélevée sur un vol par effraction. Il est relativement aisé pour l'œil humain de séparer les formes pertinentes du bruit de fond et de les associer avec la bonne référence.

Dans le domaine de la biométrie, ce genre de problématique à résoudre où une requête est comparée à n éléments contenus dans la banque de donnée (1 vs n) est appelée *identification* ou *reconnaissance* (Bouridane, 2009). L'enjeu est de choisir une ou plusieurs caractéristiques qui soient discriminantes, stables, présents chez tous les sujets et facilement détectables dans une requête. Il s'agit également de choisir une représentation de ces caractéristiques qui permette de conserver ces attributs. Un processus de reconnaissance se fait en plusieurs étapes que nous pouvons résumer très schématiquement de la manière suivante :

- **Mesure de la qualité** : cette étape intervient en amont de la reconnaissance proprement dite. Elle vise à déterminer si la requête soumise est de qualité suffisante pour pouvoir

être soumise au système et agit comme un filtre. Si la requête est jugée de qualité suffisante, elle est traitée, sinon elle est rejetée.

- **Détection des caractéristiques** : Une requête brute contient en général beaucoup plus de données que nécessaire, voire des données non pertinentes (bruit fond dans une image par exemple). Il s'agit donc de localiser les caractéristiques voulues parmi toutes les données présentes, principalement au travers de l'application de techniques de traitement de signal (traitement d'image).
- **Extraction des caractéristiques** : cette étape vise à passer de la représentation originelle des caractéristiques détectées dans la requête vers un autre type de représentation, plus adaptée à la comparaison. Par exemple des caractéristiques détectées sur une image sont représentées dans le domaine spatial et peuvent être transformées dans le domaine fréquentiel ou sous la forme de vecteur. Cette transformation doit conserver au mieux le caractère discriminant des caractéristiques. L'ensemble des caractéristiques ainsi transformées constitue ce que l'on peut désigner comme le vecteur caractéristique de la requête.
- **Comparaison des caractéristiques** : Le vecteur caractéristique de la requête est confronté à la banque de données afin de déterminer quels sont les éléments présents qui sont les plus proches de la requête. La mesure de proximité entre vecteur permet, en général, d'attribuer à chaque élément un score, lequel est alors utilisé pour produire la liste des meilleurs candidats.

Cette description est volontairement très générale. Selon le domaine et les objectifs du système automatique, ces étapes et leur découpage peuvent évidemment varier. Lors de l'évaluation d'un système de ce type, on utilise un jeu de données contrôlées dans lequel l'association entre chaque élément de question et son entité correspondante dans la banque de donnée est connue²⁰. Ainsi il est possible de déterminer à quel rang l'algorithme renvoie le bon candidat parmi la liste des résultats.

Le but est évidemment que l'algorithme positionne toujours le bon candidat en tête de liste. Mais les divers résultats publiés sur des systèmes de reconnaissance de traces de semelles nous montrent que ce n'est de loin pas le cas (voire par exemple Cervelli et al., 2010; Luostarinen et Lehmuusola, 2014). La décision de l'association de la trace candidate avec son entité correspondante dans la banque de données reste donc du ressort de l'utilisateur qui doit parcourir la liste des résultats à la recherche du bon candidat. La performance d'un tel système sera donc mesurée et représentée à l'aide d'une courbe cumulative des résultats ou CMC (*Cumulative Matching Curve*) (Bolle et al., 2006). Celle-ci

²⁰ En anglais, le terme de *ground truth* est utilisé pour décrire cette association connue.

permet de représenter la proportion des cas où le bon candidat est retourné dans les n premiers rangs des résultats, autrement dit, la capacité d'un algorithme à placer la bonne réponse dans le haut de la liste. La figure 21 donne un exemple type de CMC pour un système. La diagonale du graphique représente les performances d'un système qui classerait les candidats de façon aléatoire. Plus la CMC se rapproche de la verticale de la première place, plus ses performances sont bonnes. Bien que moins représentative, il est possible d'obtenir une mesure relative d'efficacité sous la forme d'un pourcentage à partir du rapport de l'aire entre la CMC et la diagonale et de l'aire en-dessus de la courbe aléatoire.

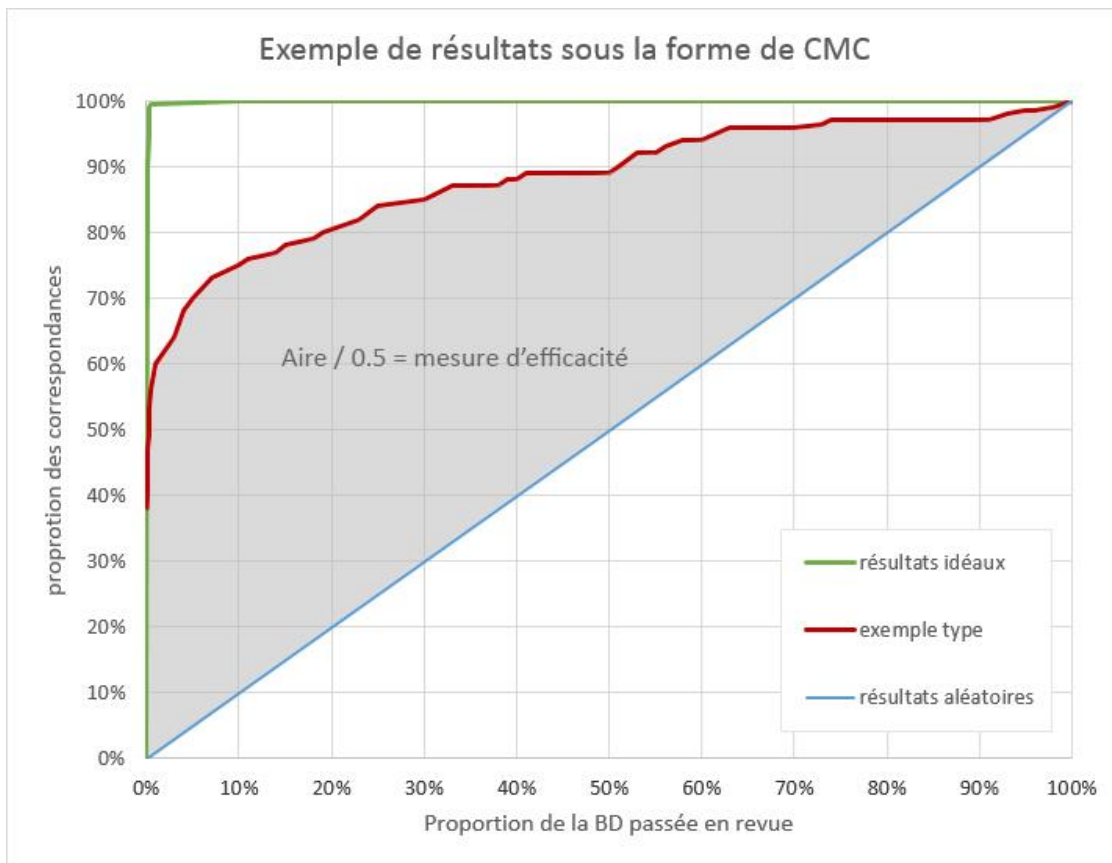


Figure 21: Exemple de représentation des résultats sous forme de Cumulative Matching Curve (CMC). La courbe verte représente les résultats idéaux d'un système qui donnerait l'ensemble des bons candidats à la première place. La courbe bleue représente les résultats d'un système qui classerait les candidats aléatoirement. La courbe rouge, les résultats d'un exemple type de système de reconnaissance. La mesure de l'aire entre une courbe de résultats et la courbe aléatoire donne une mesure relative de l'efficacité d'un système.

Si une CMC permet de comparer aisément les performances de plusieurs systèmes automatiques, la mesure de l'apport de l'automatisation dans une banque de semelles (par rapport à un système manuel) est une mesure nécessitant une maîtrise de nombreux paramètres dont les implications dépassent le cadre de ce travail. Nous tenterons cependant une estimation du taux d'erreur de classification dans la banque de données de semelles du service forensique neuchâtelois afin de le comparer avec les résultats des algorithmes testés plus loin.

Dans la suite de ce chapitre, nous aborderons les étapes de codification et de classification. Les étapes de recherche de traces pertinentes pour comparaison et, dans une moindre mesure, l'intégration des résultats seront l'objet du chapitre suivant. L'étape de collecte (sur les lieux) intervenant en amont d'une banque de données, la question de son automatisation ne se pose pas dans le cadre de ce travail. L'automatisation de la collecte d'impressions de référence à partir de chaussures n'a pas non plus été abordée ici.

Les systèmes de reconnaissance de traces de semelles dont il est question dans ce travail n'ont pas d'étape de mesure de la qualité en entrée, contrairement à ce qui est décrit précédemment. C'est-à-dire que toute trace peut être soumise au système, peu importe sa qualité. Une telle étape est évidemment envisageable (Su et al., 2006). Les requêtes de mauvaise qualité donnant en général de moins bons résultats, les éliminer permet donc possible d'améliorer les performances d'un système. Mais cette amélioration se fait au détriment de l'accessibilité du système : si celui-ci exige une certaine qualité pour pouvoir entrer une trace, toutes celles qui sont rejetées ne peuvent donc plus être exploitées. Hors, si dans un système de contrôle d'accès biométrique, il est possible de répéter la requête afin d'en améliorer la qualité, tel n'est pas le cas lorsque les requêtes sont constituées de traces prélevées sur des lieux d'infractions.

Pour ce qui est de l'étape de comparaison proprement dite, la complexité du processus (depuis la détection des caractéristiques visibles jusqu'à l'évaluation des observations) dont il faudrait tenir compte pour son automatisation dépasse les objectifs du présent travail doctoral. Au vu de la qualité et la complexité des traces rencontrées dans la pratique, l'auteur est d'avis qu'il n'est, pour l'heure, pas envisageable d'automatiser cette étape.

6.2 ASTIS™ : Essais préliminaires d'un prototype commercial

Des essais préliminaires d'automatisation de la reconnaissance de traces ont été réalisés à l'aide d'un prototype développé par la société Semantic System AG. Ce programme est dénommé ASTIS™ (*Automatic Shoe Track Information System*). Il est conçu en deux composants principaux utilisant des réseaux de neurones permettant la mise œuvre d'une forme d'intelligence artificielle. Premièrement ASTIS™ *Encoder* réalise la segmentation de l'image, soit la détection et l'extraction des caractéristiques depuis l'image d'une trace de semelle sous la forme de segments et d'arcs de cercle représentant les bords du motif. La comparaison est faite dans la seconde partie du programme nommée ASTIS™ *Matcher*. Ce dernier prend l'ensemble des fichiers d'encodage des références afin de construire un réseau de neurones à travers lequel va être comparé l'encodage de l'image de question. Le résultat de cette comparaison est alors rendu sous la forme d'un classement des références présentes établi selon un score calculé par le *Matcher*.

Les premiers tests ont rapidement fait apparaître les limites du prototype. D'abord, sa conception fait que la taille de la banque de données de référence est limitée à 200, ce qui empêche d'avoir des conditions d'expérimentation proches de la réalité opérationnelle. Deuxièmement, l'encodage réalisé sur des traces doit être corrigé manuellement. Cette opération prend jusqu'à 10 minutes par image, limitant ainsi le nombre d'expériences réalisables.

Néanmoins, différentes expériences ont pu être menées, notamment lors de deux travaux de Master réalisés par Rey (2009) et Becher (2011). Leurs résultats sont détaillés l'annexe 6. Dans le travail de Becher, une comparaison exploitant la corrélation de phase (POC) et la densité spectrale de puissance (PSD) a également été appliquée, parallèlement au *Matcher* d'ASTIS, afin de comparer les résultats. Ces essais préliminaires nous ont permis de tirer les enseignements suivants :

- La reconnaissance du motif à partir d'une référence est une tâche relativement aisée comparée à la reconnaissance du motif sur une trace prélevée sur les lieux. Les performances du système chute drastiquement entre ces deux types de requête. Ce constat va dans le même sens que les résultats de Cervelli et al. (2009). Une étape de segmentation (regroupement des pixels d'une image selon des critères prédéfinis) de l'image d'une trace paraît incontournable afin de séparer la trace du bruit de fond en vue de l'extraction des caractéristiques.
- L'étape de détection des caractéristiques joue un rôle crucial sur les performances d'un système automatique. Une correction manuelle de l'utilisateur est incontournable lorsqu'on souhaite travailler avec des traces prélevées sur les lieux. Les tests menés ici ont montré que cette étape de correction manuelle peut être relativement longue à effectuer (de l'ordre de 10 minutes) afin d'obtenir un encodage satisfaisant. Or, si l'automatisation de l'exploitation des traces de semelles est supposée accélérer leur traitement, il est nécessaire d'améliorer cette étape.
- A partir des mêmes encodages, les résultats de la POC et de la PSD ne sont pas meilleurs que ceux d'ASTIS. Mais une complémentarité entre ces deux méthodes a été observée. Cette observation semble indiquer qu'une seule métrique de comparaison pourrait ne pas être adéquate pour l'ensemble des traces. Les motifs des traces présentent une grande variabilité dans les formes qui les composent, allant de grosses structures géométriques à des structures aléatoires de type crêpe, en passant par des répétitions périodiques d'éléments linéaires comme le montrent les quelques exemples de la figure 22. La combinaison de plusieurs métriques est une solution que nous envisagerons dans les développements suivants.



Figure 22: exemple de la multiplicité des formes composant les motifs des semelles. Cette diversité explique en partie la difficulté qu'on les algorithmes à fournir de bonnes performances sur tous les types de motifs.

6.3 Codification : segmentation de l'image

Comme nous venons de le voir, la qualité de la détection des caractéristiques de la trace joue un rôle important sur la capacité d'un système de reconnaissance de traces à obtenir le bon candidat dans les premiers rangs. Avant d'évaluer d'autres métriques de comparaison et d'utiliser des bases de données de références de taille plus conséquente, nous proposons donc mettre en place une étape de détection des caractéristiques pertinentes. Celle-ci doit être capable de s'adapter au mieux à la diversité des traces rencontrées, de permettre une correction manuelle des éléments détectés et nécessiter des ressources raisonnables en termes de calculs, donc un temps d'exécution relativement rapide.

En matière de traces de semelles, d'autres formes de prétraitements ont déjà été appliqués comme par exemple les champs aléatoires conditionnels ou CRF (Ramakrishnan et Srihari, 2008), un détecteur de Harris-Laplace (Nibouche et al., 2009) ou encore la distance de Mahalanobis (Dardi et al., 2009a). Mais ces méthodes ne permettent pas une visualisation des éléments détectés sur l'image de la trace. Elles ne permettent donc pas de supervision humaine de l'encodage. Le résultat de détection des caractéristiques d'une image devrait pouvoir être représenté dans le même espace que l'image d'origine afin de permettre à l'utilisateur d'observer ce que l'algorithme a détecté sur l'image d'origine et éventuellement de le corriger.

Dans le domaine l'analyse de contenu d'image, la segmentation est une étape de prétraitement qui a pour but de rassembler des pixels par groupes selon des critères définis. Le but est de subdiviser l'image en sous-régions ou en objet, d'où l'information d'intérêt est extraite (Zhao, 2005). Autrement dit, la segmentation vise à séparer l'information d'intérêt de l'arrière-fond (bruit). Il existe

principalement trois grandes classes dans ces méthodes : celles basées sur les régions où on recherche les similarités, celles fondées sur les frontières où on cherche à détecter les différences et les relier pour former les contours d'une région et enfin les méthodes basées sur le seuillage (Dougherty, 2013).

Nous n'avons pas pour objectif d'évaluer toutes les méthodes de segmentation, mais uniquement d'en implémenter une afin de permettre la suite des expérimentations. Dans l'idée de permettre une correction manuelle de la détection, les méthodes de segmentation fondée sur la détection de régions apparaissent comme les moins pertinentes. Si l'opérateur doit manuellement corriger ce que l'algorithme a détecté, il nous paraît en effet plus facile de dessiner les contours d'une forme que sa surface. Nous retenons donc les méthodes basées sur la détection des frontières. Il est tout à fait possible qu'il ne s'agisse pas de la méthode permettant d'obtenir les meilleures performances, mais nous n'évaluerons pas cette possibilité dans ce travail.

Parmi les multiples méthodes de détection de frontières, nous avons retenu le filtre de Canny pour ses bonnes performances, sa relative simplicité à mettre en œuvre et son adaptabilité à différents contextes (Borji et Itti, 2014; Ding et Goshtasby, 2001; Kaganami et Beiji, 2009). De plus, il a déjà été mis en œuvre dans la détection de traces de semelles dans une image (Zhao et al., 2009).

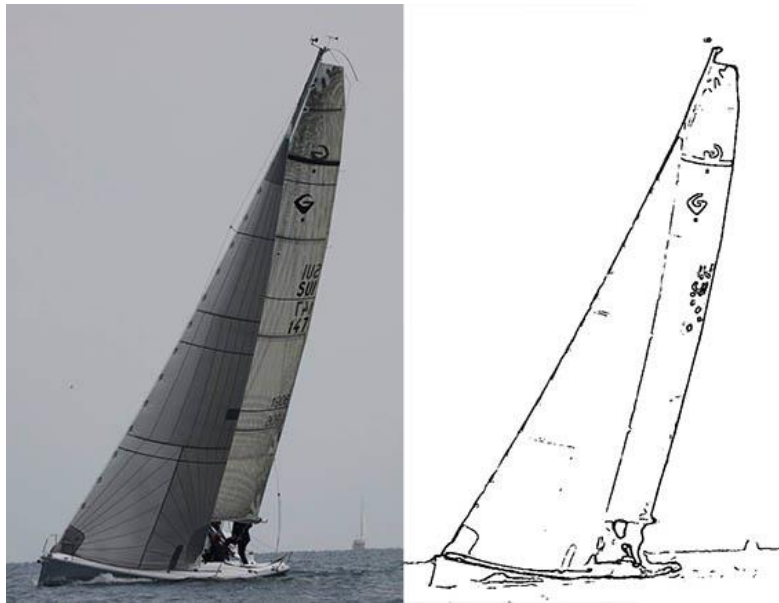


Figure 23: Exemple de la détection de contours dans une image à l'aide d'un filtre de Canny.

Le filtre (ou détecteur) de Canny est issu des travaux de John Canny (1986) dont le but est la détection de contours. La détection se passe en quatre étapes principale (Ding et Goshtasby, 2001) : le lissage de l'image (réduction du bruit) à l'aide d'un filtre gaussien, le calcul de l'intensité et de la direction du gradient pour chaque pixel, la sélection des pixels considérés comme un bord lorsque leur gradient est un maxima local et finalement un seuillage des contours par hystérésis. Cette dernière étape nécessite la définition de deux paramètres que sont le seuil haut et le seuil bas qui vont servir à sélectionner les contours qui seront conservés sur la base de l'intensité du gradient : s'il est inférieur au seuil bas, il est

rejeté, s'il est supérieur au seuil haut il est conservé. Si l'intensité se trouve entre les deux seuils, il n'est retenu comme contour que s'il est connecté à un point déjà reconnu comme un bord. En plus de ces deux paramètres, un troisième doit être introduit qui définit la taille du filtre gaussien utilisé pour le lissage de l'image au début. Le résultat de la détection de contours est une image binaire représentant uniquement les contours détectés (Figure 23).

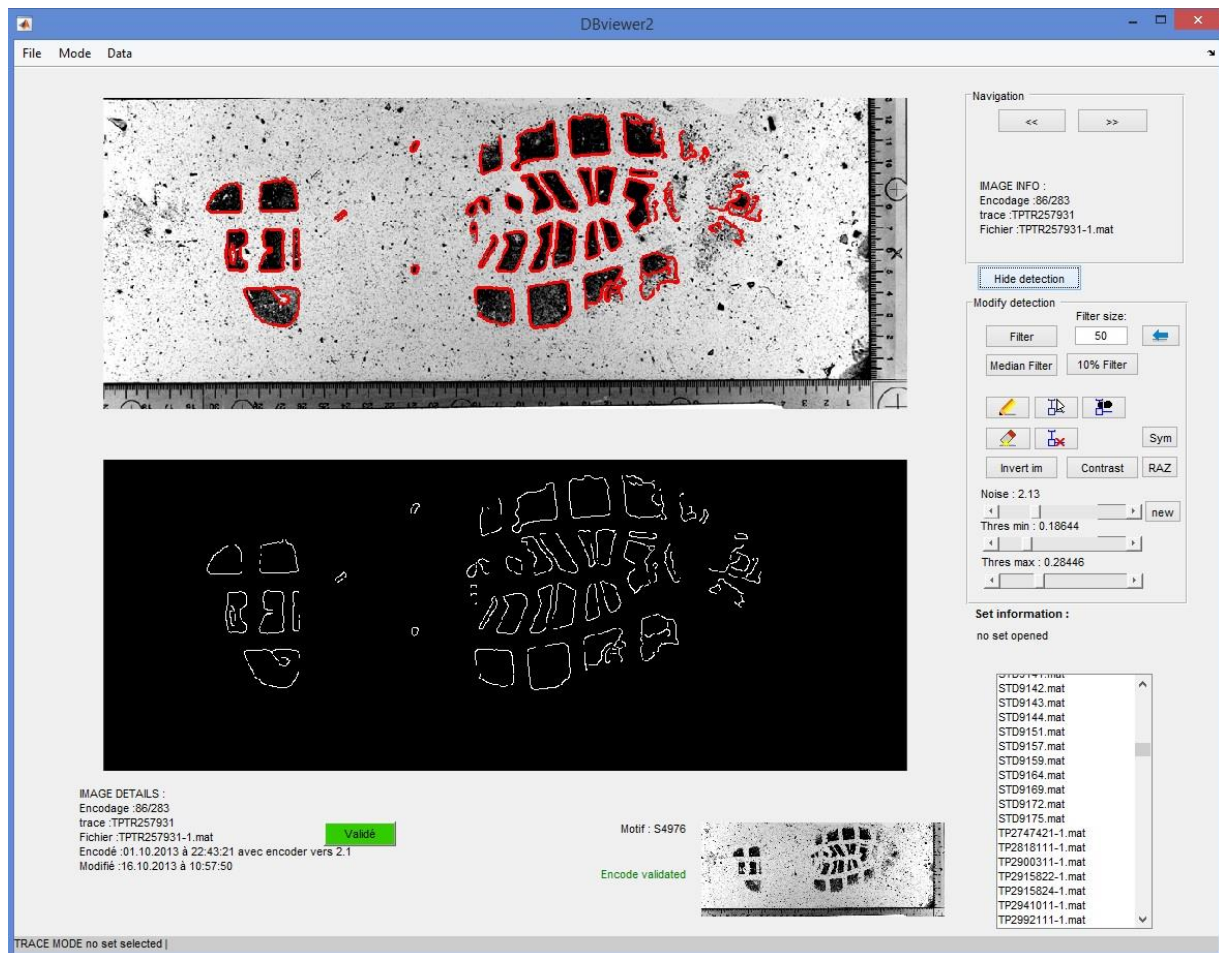


Figure 24: Interface graphique réalisée dans Matlab® pour la détection des contours des traces. Elle permet de parcourir les jeux de données encodées automatiquement puis de corriger manuellement l'encodage. Le résultat du filtre de Canny après correction est affiché dans l'image du bas et superposé sur la trace dans l'image du haut.

Une interface graphique a été développée²¹ afin d'observer le résultat de l'application du filtre de Canny aux traces de scènes de crime et d'empreintes de références utilisées. Elle permet d'effectuer les corrections sur les paramètres du filtre de Canny (seuils et taille du filtre Gaussien), de définir une zone d'intérêt (ou se situe la trace dans l'image), de supprimer les plus petits éléments détectés et finalement d'ajouter et de supprimer des parties aux contours détectés. Une vue de cette interface est présentée à la figure 24.

²¹ Le développement de l'interface ainsi que la plupart des développements suivant ont été effectués dans l'environnement Matlab® R2014b développé par MathWorks® Inc, à l'aide de l'Image Processing Toolbox.

Concernant les trois paramètres à fournir au filtre de Canny (filtres haut et bas, et taille du filtre gaussien), il n'existe pas de méthode universelle pour les définir car ils dépendent des données et du résultat escompté. Ils sont donc différents pour chaque image traitée par notre algorithme. Dans le but d'effectuer un premier filtrage automatique nécessitant le moins de corrections manuelles possible, 55 traces ont été soumises au filtre de Canny en définissant manuellement les seuils haut et bas ainsi que la taille du filtre de manière à obtenir une détection des contours de la trace qui paraisse visuellement satisfaisante pour chaque trace. Les valeurs de ces trois paramètres ont ensuite été comparées à une série de mesures effectuées sur les images. Le but étant de pouvoir prédire les paramètres optimaux du filtre de Canny pour chaque trace à partir de facteurs mesurables afin d'avoir le moins possible de corrections manuelles à effectuer. Des corrélations ont donc été recherchées entre les paramètres définis manuellement sur les 55 traces et les mesures effectuées sur chaque image.

Concernant les seuils, bien qu'elle soit relativement faible, la meilleure corrélation a été obtenue avec une mesure de la déviation standard moyenne de l'image ($r=0.63$). Cette valeur est obtenue à partir de la moyenne de la matrice des déviations standards pour chaque pixel de l'image, elle-même en calculant la déviation standard de la valeur d'intensité de chaque pixel et de ses 8 voisins les plus proches (figure 25). Une relation linéaire a donc été établie à partir des mesures faites afin de prédire la valeur des seuils haut et bas.

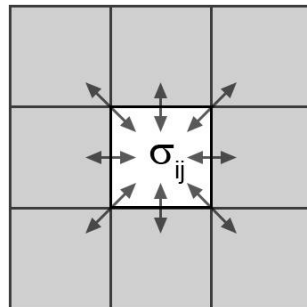


Figure 25: Pour chaque pixel ij de l'image, l'écart type (déviations standard) sur la valeur d'intensité est calculé par rapport à ses huit pixels voisins. La moyenne des écarts types de l'image est utilisée pour établir les seuils de filtrage.

Concernant le troisième facteur, la taille du filtre gaussien, le meilleur résultat a été obtenu à partir d'une mesure du bruit. Celle-ci est effectuée après une première segmentation de l'image dans laquelle on va compter le nombre d'éléments qui sont détectés. Ce nombre d'éléments, par une relation linéaire, la taille du filtre. En l'occurrence : $(\text{NbElement} / 1100) + 0.4$.

Il est probable que la prédiction de ces trois facteurs puisse être améliorée dans le but de diminuer les corrections manuelles à effectuer sur les traces. Néanmoins, l'application de ces paramètres à la détection de contour sur des images d'encrages de références permet d'effectuer une extraction de

ces contours sans aucune correction manuelle. Pour les traces, la détection du contour doit nécessairement être corrigée manuellement. La première étape étant la définition de la (ou des) zones d'intérêt, c'est-à-dire la localisation de la zone où se situe la trace dans l'image. Deuxièmement une adaptation des paramètres du filtre de Canny peut être effectuée au besoin. Puis, en dernier lieu, des éléments peuvent être manuellement ajoutés ou retirés aux contours existants.

Le temps de calcul nécessaire à la détection du contour sur une image de trace et de l'ordre de la seconde sur un ordinateur de bureau. Les corrections manuelles à effectuer sur une trace pour obtenir un encodage satisfaisant varient grandement en fonction de la qualité de la trace et du type de motif visible. A l'usage, il s'avère qu'il faut entre une et cinq minutes pour corriger les contours d'une trace.

6.4 Codification : description des caractéristiques

Une fois que les contours d'une trace ont été détectés, il s'agit alors de les convertir dans une forme facilement comparable. Nous avons déjà évalué précédemment la corrélation de phase (POC) et la densité spectrale de puissance (PSD) sur des traces encodées dans ASTIS™. Cette fois-ci, nous envisageons d'appliquer sur la détection de contour réalisé avec le filtre de Canny la PSD, une version modifiée de la POC ainsi qu'une troisième sorte de descripteur, la transformation de caractéristiques invariante à l'échelle (SIFT pour *Scale Invariant Feature Transform*).

La version modifiée de la corrélation de phase (ou MPOC) consiste à appliquer une fonction de pondération au spectre croisé des phases des deux images afin d'éliminer les composants dont les fréquences sont les plus hautes et sont les moins significatives tel que décrit par Gueham et al. (2007).

La méthode dite SIFT est basée sur les travaux de Lowe (2004) et consiste à détecter les points-clés locaux (ou descripteurs) du contenu d'une image et a déjà été appliquée à plusieurs reprises aux traces de semelles (Pavlou et Allinson, 2009; Su et al., 2007). La méthode débute avec l'application de multiples filtres gaussiens de différentes tailles à l'image originale de façon obtenir autant d'images lissées à différents degrés. Ensuite la différence des gaussiens est obtenue par la soustraction d'une image lissée à l'image lissée suivante. Cette étape est répétée plusieurs fois en divisant la taille de l'image originale par deux à chaque itération afin d'obtenir ce qui est appelé une pyramide des différences de gaussiens à différentes échelles. Les points clés sont détectés en recherchant les extremums parmi les différences de gaussiens pour chaque niveau dans la pyramide. Une fois les points clés déterminés, une orientation leur est assignée afin de les rendre invariants à la rotation. L'environnement direct de chaque point-clé est divisé en 16 régions de 4x4 pixels pour lesquelles les orientations sont établies au moyen d'histogrammes à huit orientations. Les points-clés se trouvent définis par ses coordonnées x et y, son facteur d'échelle, son orientation et le vecteur de taille 128 des orientations de son environnement.

Concernant la PSD, nous avons encore implémenté une variante dans laquelle l'image de la PSD est transformée en coordonnée polaire. Cette transformée permet de simplifier la prise en compte de la rotation dans les comparaisons. Une rotation dans l'image originale se traduit en effet par une translation dans la PSD polaire, plus rapide à calculer.

Pour l'évaluation de ces méthodes, un jeu de 57 traces de lieux et de motifs différents a été extrait de la base de données du service forensique neuchâtelois et comparé une base de 125 motifs de références. La largeur des images de question et de référence a été standardisée à 350 pixels avec une résolution de 72dpi sans mise à l'échelle. Les motifs de références sont constitués uniquement de chaussures droites. Une symétrie a été appliquée aux traces de questions provenant de chaussures gauches de manière à avoir uniquement des traces droites.

6.4.1 Effet de la correction manuelle de la détection du contour

L'influence de la correction manuelle de l'encodage sur les performances a été observée en appliquant trois méthodes de comparaisons (SIFT, PSD polaire et MPOC). Les 57 traces ont été encodées de manière entièrement automatique selon la méthode décrite dans la section 6.3 pour constituer le premier jeu de données. Puis, ces encodages ont été corrigés manuellement à l'aide de l'interface graphique exposée à la figure 24, afin d'améliorer la détection du contour des traces. Deux exemples de ces encodages et corrections sont donnés à la figure 26. Elles constituent ainsi le second jeu de données. Selon leur qualité, il a fallu entre une et cinq minutes par traces pour obtenir une correction satisfaisante. En revanche, l'encodage des motifs constituant la banque de données de références n'a pas été corrigé comme le montre la figure 26. En effet, les motifs sont représentés par l'image d'un encrage où le dessin général est complet, bien défini et sur un fond parfaitement blanc. L'extraction de son contour par l'algorithme est donc facilitée par ces conditions et ne nécessite pas de correction manuelle. Cet exemple illustre de façon claire la principale raison pour laquelle de gros écarts de performances des algorithmes de comparaisons sont généralement observés entre un jeu de données contenant des références et un jeu de données contenant des traces provenant de lieux d'infractions (Cervelli et al., 2009). Cet écart de performances se vérifie également dans les résultats de la section 6.4.3 ci-après.

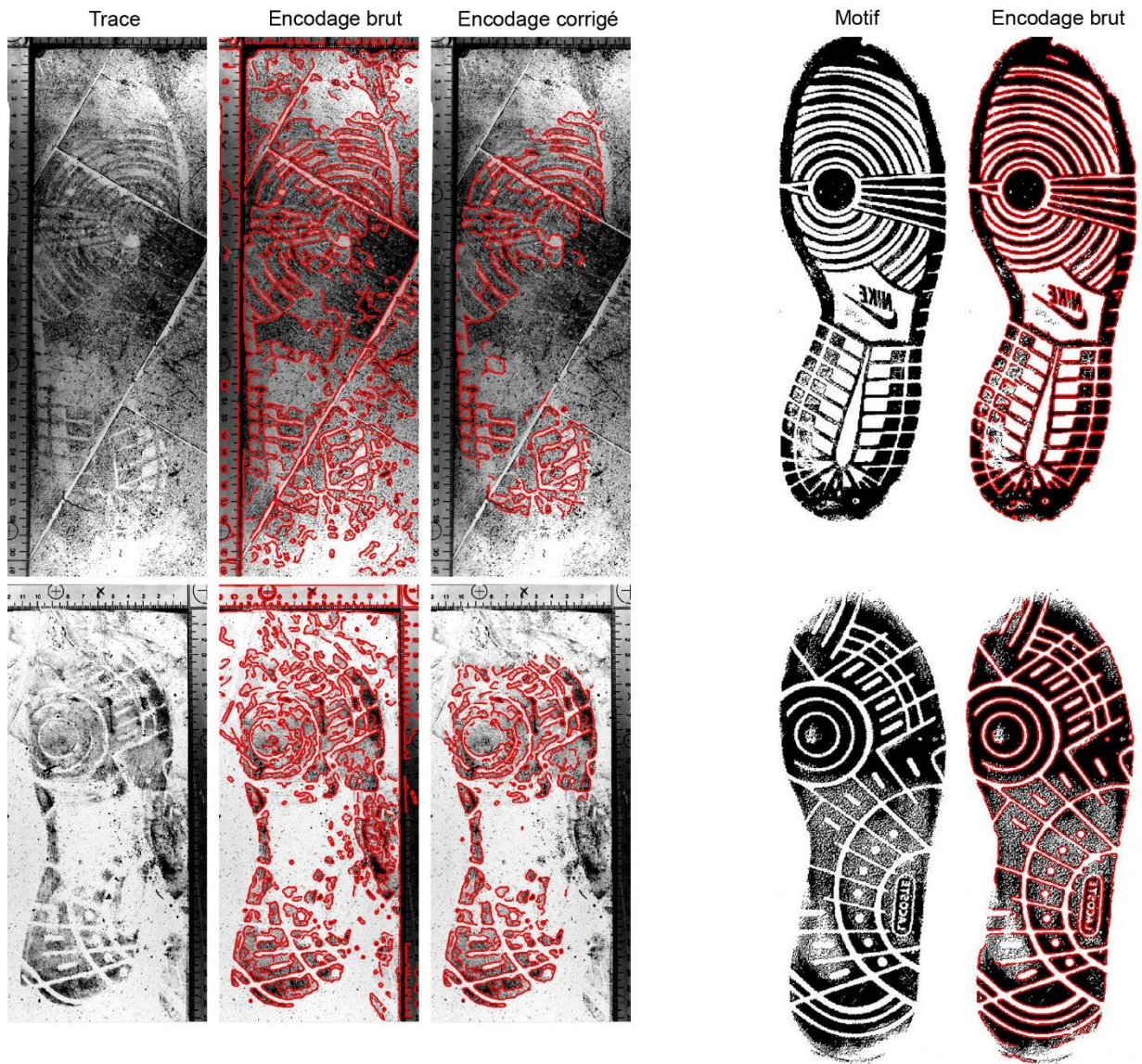


Figure 26: Exemples de traces avec encodages bruts et après corrections manuelles et leur motif correspondant dont l'encodage est réalisé automatiquement.

La figure 27 montre l'influence de la correction de l'encodage sur les performances des trois méthodes de comparaisons. Sans surprise, nous observons une nette amélioration des performances sur les encodages corrigés manuellement. Ce résultat indique qu'une supervision de la détection de la trace par un opérateur est souhaitable. Evidemment, ceci est valable pour la combinaison d'algorithmes choisie ici. Cependant, à notre connaissance, aucun exemple n'a montré de résultat satisfaisant avec un traitement complètement automatique des traces de lieux.

Effet de la correction manuelle de l'encodage sur les performances de trois méthodes

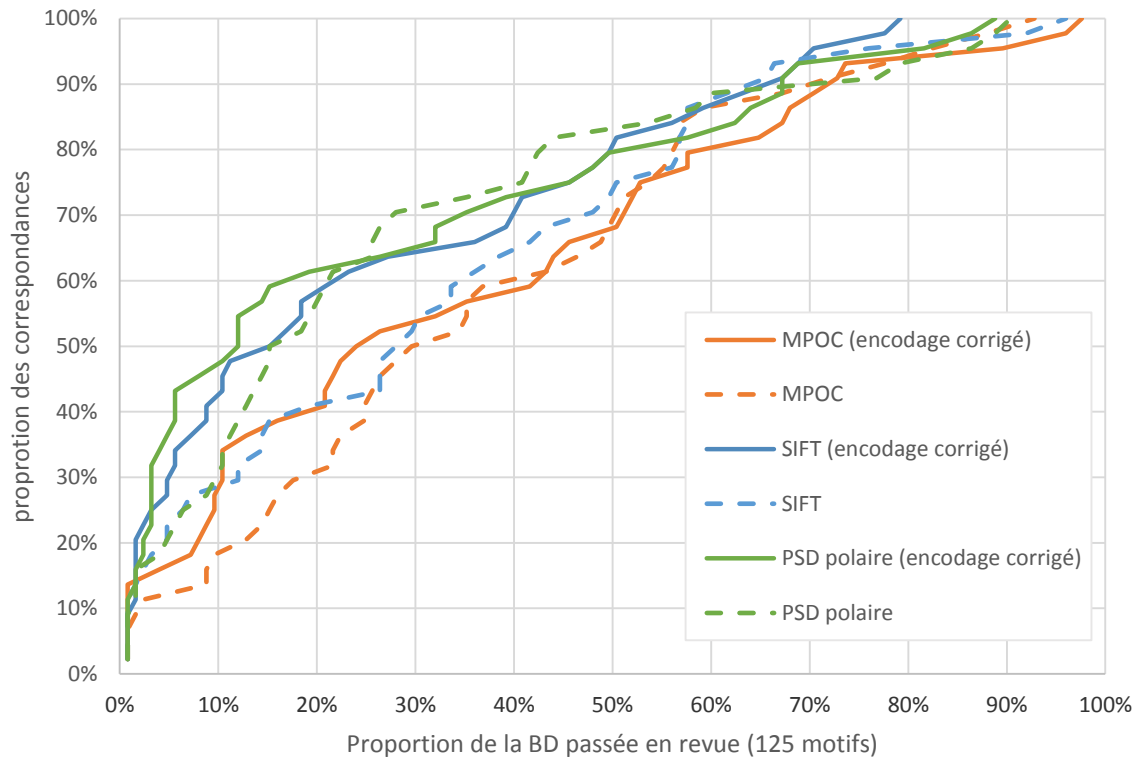


Figure 27: CMC des performances de trois méthodes appliquées sur les encodages automatiques et les encodages corrigés manuellement de 57 traces.

6.4.2 Prise en compte de la rotation pour la PSD

Nous avons mentionné le fait que la PSD était invariante à la translation et qu'une rotation de l'image originale se traduisait par une rotation de même angle sur la PSD. Afin de tenir compte d'un éventuel décalage de l'orientation de la trace par rapport à sa référence, il est donc nécessaire de modifier l'orientation de la trace à plusieurs reprises afin de trouver le meilleur alignement lors des comparaisons avec chaque référence de la banque de données. Il a été choisi d'effectuer des rotations de -10° à $+10^\circ$ par pas de 1° . Cela implique donc qu'une trace est comparée vingt-et-une fois à chaque référence et que le meilleur score est conservé.

Or, la rotation d'une image nécessite des ressources en calculs relativement importantes ce qui allonge grandement le temps de traitement. Afin de limiter ce temps, nous avons transformé l'image de la PSD en coordonnées polaires comme décrit par la figure 28. A partir du contour détecté de la trace (dont la taille est normalisée), la PSD est calculée. Il en résulte une image en niveaux de gris. Cette dernière subit une amélioration du contraste, puis est convertie en image binaire par seuillage. La version binaire de la PSD est ensuite convertie en coordonnées polaires avec l'origine placée au centre de l'image en coordonnées cartésiennes. De cette manière, une rotation de l'image de la trace se traduit

par une translation de PSD polaire, beaucoup plus rapide à calculer. L'utilisation d'images binaires diminue grandement le temps nécessaire à chaque comparaison. Le score d'une comparaison étant en réalité la corrélation en deux dimensions des PSD de la trace et de la référence, cette corrélation est beaucoup plus rapide à calculer sur des images binaires (1 bit) que sur des images en niveaux de gris (8 bits).

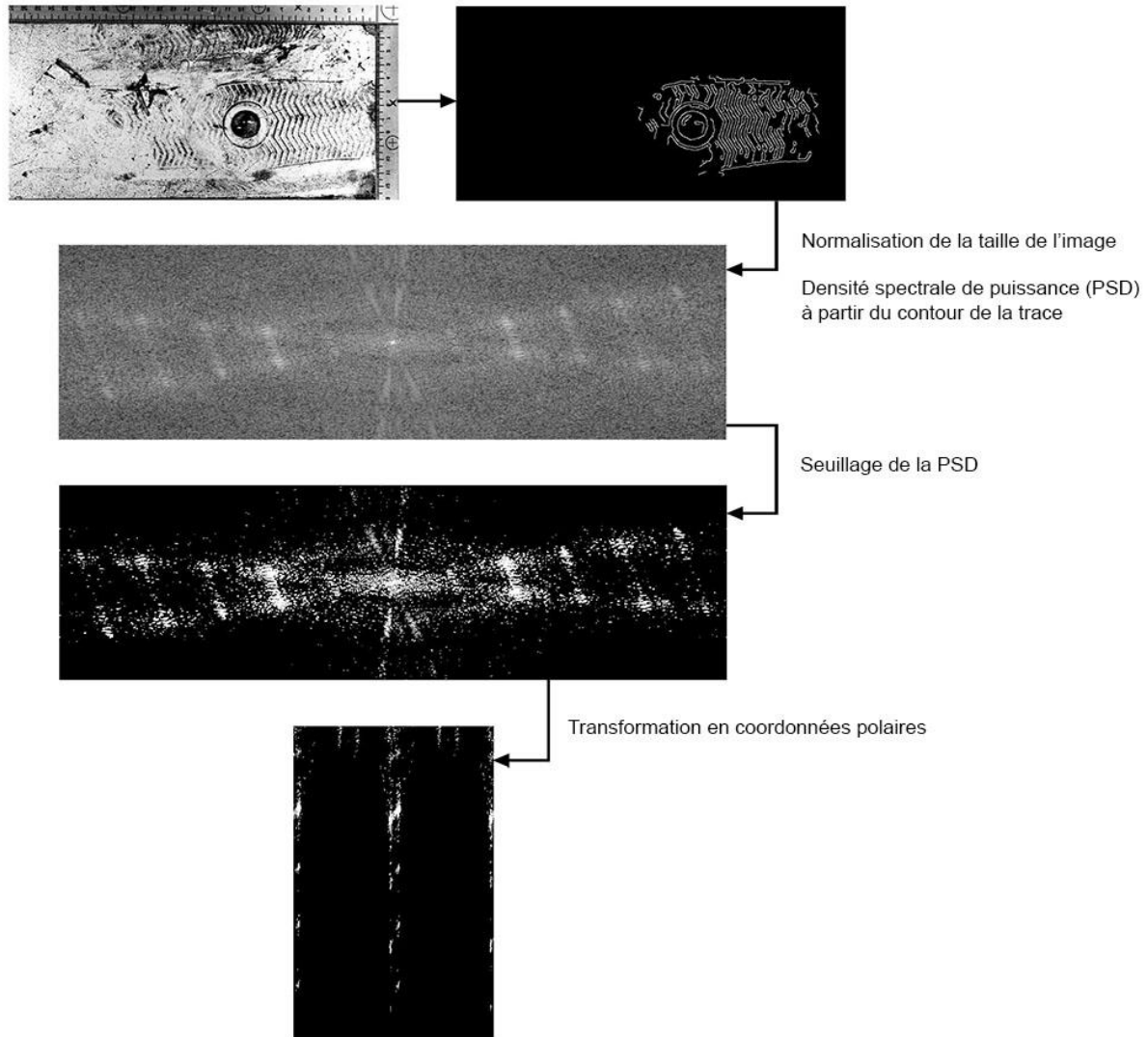


Figure 28: Schéma de traitement pour obtenir le spectre de densité spectrale de puissance (PSD) en coordonnées polaires à partir de la trace.

Les résultats de la PSD polaire avec et sans prise en compte de la rotation n'ont cependant montré aucune amélioration significative de performance sur l'entièreté du jeu de données. Pour certaines traces, le résultat est meilleur en tenant compte de la rotation, avec le bon candidat ressortant à un rang plus faible. Mais pour d'autres traces, la rotation engendre de meilleurs scores avec les mauvaises références, augmentant le taux de faux positifs. Donc globalement, la prise en compte de la rotation allonge le temps de calcul nécessaire aux comparaisons sans réelle amélioration des performances. Nous n'avons donc par retenu la variation de la rotation pour la suite des essais.

6.4.3 Comparaison et combinaison des méthodes MPOC, PSD, PSD polaire et SIFT

La figure 29 expose les résultats des quatre méthodes appliquées au jeu de données avec les encodages corrigés manuellement, soit la MPOC, la PSD, la PSD polaire (sans rotation) et SIFT. Étonnamment, la PSD polaire, qui se base pourtant sur une image binaire de la PSD, montre une performance légèrement supérieure à la PSD simple. Dans la mesure où les deux méthodes montrent leurs meilleurs résultats sur les mêmes traces (elles ne sont donc pas complémentaires), il semble que le traitement appliqué à la PSD pour la transformer en image binaire effectue une sélection de ses éléments les plus pertinents et permettent ainsi une amélioration des performances.

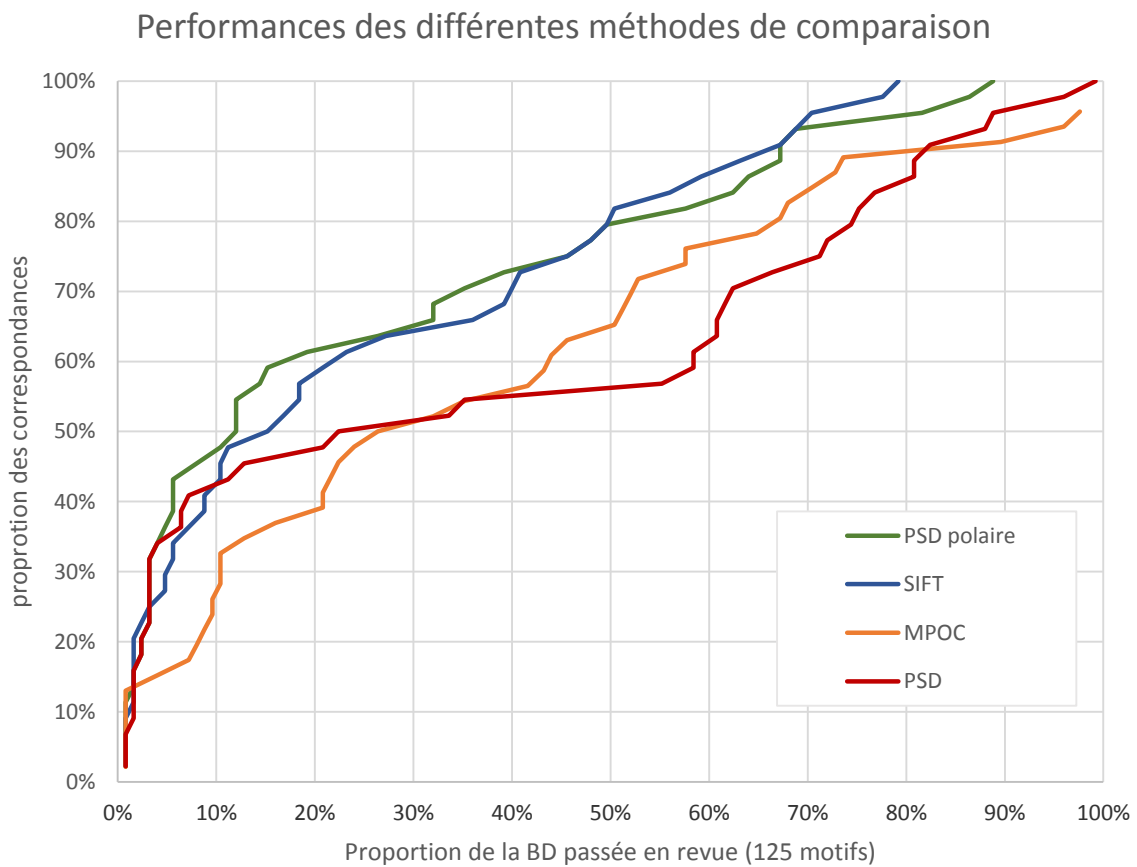


Figure 29: CMC pour quatre méthodes de comparaisons évaluées sur un jeu de 57 traces avec un encodage corrigé manuellement.

La MPOC donne globalement les moins bons résultats, alors que la POC donne de meilleurs résultats que la PSD sur la base de l'encodage fait avec ASTIS (voir page 249). La complémentarité entre la MPOC et la PSD est cependant toujours vraie puisque les traces donnant de bons résultats avec l'une des méthodes, donnent généralement de mauvais résultats avec l'autre. S'il était possible de choisir systématiquement la meilleure des deux, environ 60% des traces trouveraient le bon candidat dans les 10 premiers rangs. Mais il n'a pas été possible de trouver le facteur permettant d'effectuer ce choix.

Concernant la SIFT, deux métriques de calculs du score ont été évaluées. Les points-clés extraits d'une trace et d'une référence se trouvent sous la forme de deux matrices de 132 colonnes et de n lignes. Le nombre de lignes est égal aux nombres de points-clés détectés. Les deux premières colonnes correspondent aux coordonnées x et y du point dans l'image originale. Pour chaque point clé d'une trace est recherché le point-clé le plus proche parmi ceux de la référence en fonction de la distance euclidienne. Une fois les paires de points-clés formés, un score de corrélation est calculé pour l'ensemble. Ce score a été calculé de deux manières : une fois en tenant compte de la localisation (x,y) des points-clés et une fois sans en tenir compte. La méthode qui tient compte de la localisation a donné une performance globale légèrement supérieure. C'est elle qui est représentée sur la figure 29. Elle donne des résultats similaires à la PSD polaire avec qui, une complémentarité a également été observée. Ainsi, en choisissant systématiquement la meilleure des deux méthodes pour chacune des traces, environ 70% des traces trouveraient le bon candidat dans les 10 premiers rangs. Nous n'avons pas été en mesure de trouver le facteur permettant de faire ce choix de manière systématique, mais nous avons observé une tendance générale sur le résultat de la SIFT : plus le nombre de points-clés détectés sur la trace est élevé, meilleures sont les performances. Cette observation nous permet donc d'envisager de combiner les deux méthodes de comparaisons ayant donnés les meilleurs résultats, soit SIFT et PSD polaire. En plus de donner les meilleurs résultats, ces deux méthodes ont l'avantage d'être également les plus rapides à calculer.

Afin de déterminer comment combiner les scores PSD polaire et SIFT, le jeu de données utilisé jusqu'ici a été élargi à 102 traces, puis divisé en un jeu de test ($n=50$) et un jeu de confirmation ($n=52$). La taille de la banque de données de références a également été augmentée à 1445²² motifs différents.

Il a été observé que la correction de l'encodage des traces de lieux est nécessaire. Cependant, l'encodage des motifs de référence dans la base de données (issus d'encrages) n'a nécessité presque aucune correction. Parallèlement, un jeu de 76 standards encrés a été créé afin de tester la méthode de manière complètement automatique, sans correction de l'encodage.

Pour combiner les scores obtenus à partir de la PSD polaire et de SIFT, ceux-ci ont été normalisés entre 0 et 1 pour chaque transaction entre une trace et l'ensemble de la banque de données. Différentes manières de combiner les scores ont été appliquées au jeu de données test, puis appliquées au jeu de confirmation. Les meilleurs résultats sur les traces ont été obtenus en pondérant les scores SIFT et PSD par le nombre de points-clés détectés sur la trace de la manière décrite ci-dessous. Si n est le nombre de points-clés SIFT détectés sur une trace, alors l'ensemble des scores des comparaisons effectués avec cette trace est obtenu par :

²² Ces 1445 motifs ont été sélectionnés dans la banque de données du SF selon les critères suivant : ils ont été observés au moins une fois dans les 18 derniers mois ou il possède au moins 2 standards encrés ou ils possèdent au moins 1 standard et une trace.

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{n}{250}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{250}{n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{n}{250} + \frac{250}{n}\right)}$$

Le résultat de l'application de cette métrique au jeu de données de confirmation est montré à la figure 30. A titre de comparaison, les courbes de résultats obtenus précédemment avec SIFT et PSD polaire séparément sont également montrées. Le gain en performances est net et confirme la complémentarité des deux méthodes avec près de 80% des traces ayant obtenu la bonne correspondance dans les premiers 10% des candidats. Cette complémentarité provient de la grande variabilité des traces en matière de qualité et de complexité des formes composant le motif.

L'autre résultat montré par la figure 30 est la performance de la méthode appliquée à des standards encrés encodés de manière entièrement automatique (sans correction). Environ 96% des encrages trouvent la bonne correspondance dans les premiers 10% des candidats. Cet écart démontre encore une fois toute la complexité de la tâche d'automatisation du traitement des traces.

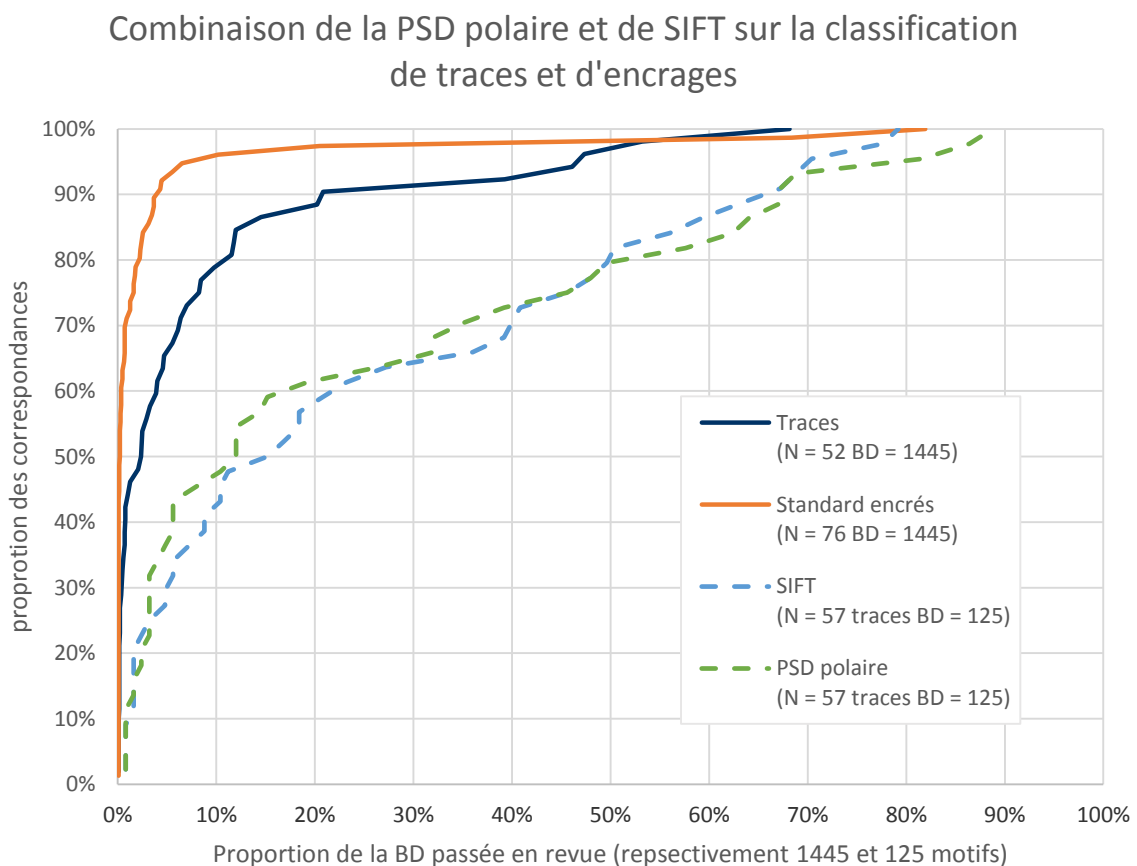


Figure 30: résultat de la combinaison des scores de SIFT et PSD polaire sur des traces de scène de crime et des standards encrés (sans correction de l'encodage). A titre de comparaison, les courbes de performances de SIFT et PSD polaire obtenues précédemment.

6.4.4 Remarques sur les performances du système présenté

Le développement du système présenté ici est basé sur deux grandes étapes que sont la détection du contour de la trace et la transformation du contour de la trace afin d'être comparé à la base de données. Outre les résultats publiés dans la littérature, le choix des méthodes s'est aussi fait en fonction de leur facilité de mise en œuvre et de leur rapidité d'exécution. Les performances obtenues sur des traces réelles sont comparables avec les résultats publiés dans des conditions similaires (Dardi et al., 2009b; Kortylewski et al., 2015; Luostarinen et Lehmissola, 2014; Tang, Srihari, Kasiviswanathan, et al., 2010). Certains de ces résultats sont un peu meilleurs, d'autres un peu moins bons comme le montre le tableau 2, mais les différences dans les jeux de données utilisés rend difficile une comparaison des chiffres. Néanmoins, le but du présent travail n'est pas développer le système le plus performant possible, mais de fournir un outil relativement performant afin de pouvoir étudier certaines pistes. Les deux principaux enseignements que nous pouvons tirer à ce stade sont : premièrement, une étape de correction manuelle de l'encodage est nécessaire lorsqu'il s'agit de traces provenant de lieux d'infraction, celle-ci améliorant significativement les performances. Deuxièmement, une combinaison de plusieurs méthodes augmente les performances générales, vraisemblablement en s'adaptant mieux à la diversité des traces à traiter. Nous allons poursuivre le travail en explorant la structure de la banque de données de références et en particulier la classification par motif, afin de déterminer si elle peut jouer un rôle sur les performances d'un système de reconnaissance automatique.

Tableau 2: Comparaison des résultats obtenus dans ce travail avec les résultats d'autres études ayant utilisé des traces provenant de lieux d'infractions. Les jeux de données ainsi que leur taille sont à chaque fois différents.

	proportion de la liste des résultats passée en revue			
	1%	5%	10%	20%
Kortylewski et al. 2015	27%	56%	70%	85%
Cervelli et al. 2009	14%	37%	43%	63%
Tang et al 2010	71%	90%	91%	92%
Ce travail	44%	65%	80%	88%

Si le but n'est pas d'optimiser au mieux les performances du système proposé, nous nous permettons de citer ici quelques-unes des nombreuses optimisations possibles. Premièrement, la détection du contour de la trace pourrait être améliorée soit en optimisant la prédiction des paramètres du filtre de Canny, soit en appliquant d'autres techniques de détection de contour comme le test RRO (*Robust Rank Order*) par exemple (Lim, 2006). Deuxièmement, la fonction de conversion de la PSD polaire pourrait être optimisée. D'autres métriques de comparaison pour les points-clés SIFT pourraient être envisagées également. Et troisièmement, d'autres descripteurs de caractéristiques, comme les RANSAC (Nibouche et al., 2009) ou la transformée de Fourier-Mellin (Hasegawa et Tabbone, 2012) par exemple, pourraient être évaluées.

7 La classification par motif

Le système de reconnaissance de traces de semelles que nous proposons est en premier lieu un système de classification. En effet, pour les raisons que nous avons développées au chapitre 5, les requêtes (traces des lieux ou impressions de références) ne sont pas confrontées directement aux traces et aux encrages présents dans le système, mais en premier lieu aux motifs déjà connus dans la base. Considérant que de nouveaux modèles de chaussures sont commercialisés chaque année, le nombre de motifs distincts présents dans une banque de données exploitée dans la durée va inévitablement grandir, au fur et à mesure que des données sont collectées et enregistrées. Les données neuchâteloises nous indiquent qu'en moyenne 380 nouveaux motifs sont observés chaque année (entre 2011 et 2015) sur des traces ou des chaussures saisies. Dans la mesure où ce service collecte en moyenne 2000 traces et saisit 400 paires de chaussures par année sur la même période, l'apparition de 380 nouveaux motifs implique donc que certains motifs devraient disparaître, ou plus précisément, ne plus être observés parmi les traces et les encrages.

Nous allons donc utiliser les données neuchâteloises afin, premièrement, d'observer comment se comporte dans le temps la population des motifs observés par le service. Puis, dans un deuxième temps, nous allons évaluer si le rythme d'apparition et de disparition des motifs dans le temps peut être exploité afin d'améliorer les performances d'un système de classification. La dernière partie de ce chapitre sera consacrée à l'évaluation de l'apport de l'automatisation à la classification par motif, par rapport aux systèmes dits « manuels ».

7.1 De l'observation des motifs au cours du temps

Dans ses travaux, Girod a déjà observé la répétition des motifs dans le temps (Girod et al., 2008; Girod, 2002). Ainsi, il observe entre 1999 et 2002 dans la banque de données de l'Identité Judiciaire vaudoise que 71% des traces collectées présentent un motif qui n'est observé qu'une seule fois. Et les 29% restant, soit 1406 traces, présentent 238 motifs différents dont une majorité n'est observée qu'à 2, 3 ou 4 reprises. Nous avons analysé de la même façon les données du service forensique neuchâtelois entre 2011 et 2012 et faisons un constat similaire : sur les traces, 60% des motifs ne sont observés qu'une seule fois. Le reste des motifs sont principalement observés à 2, 3 ou 4 reprises également. La figure 31 présente les résultats des deux études pour les motifs observés à plusieurs reprises. Si on observe bien une différence de répartition parmi les motifs observés à 2, 3 ou 4 reprises, la tendance globale reste la même. Les motifs observés sur les traces ne sont majoritairement observés qu'un petit nombre de fois.

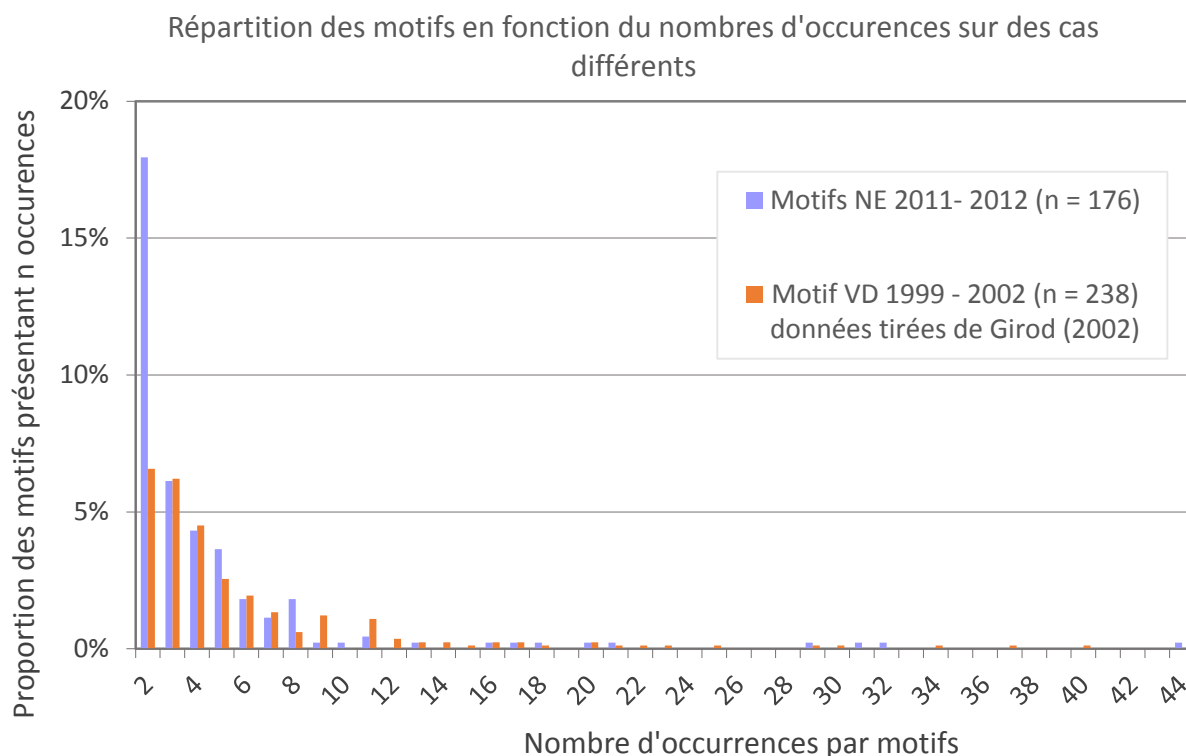


Figure 31: répartition des motifs ayant été observés plusieurs fois en fonction du nombre d'occurrences sur des cas. Données tirées du service forensique NE et de Girod (2002). n = nombres de motifs observés à plusieurs reprises sur des lieux. Les pourcentages sont rapportés aux nombres totaux de motifs observés sur les lieux.

A la fin 2016, la banque de données neuchâteloise comptait 6662 motifs différents observés sur des traces ou des chaussures depuis sa création en 1992. Parmi ceux-ci, 4296 (64%) n’ont jamais été observés sur une trace et uniquement sur des chaussures saisies. Les motifs observés à plus de deux reprises sont au nombre de 1723, soit 26% de l’ensemble des motifs. L’apparition de ces motifs dans le temps peut être visualisée à la figure 32. Celle-ci représente chaque motif observé à au moins deux reprises sur des cas, de sa première à sa dernière apparition. La durée de vie médiane se situe autour de 18 mois avec 24% des motifs ayant une durée de vie de moins de 3 mois et 43%, moins de une année. Ces chiffres sont supérieurs à ceux observés par Girod et al. qui ont étudié les motifs entre 1998 et 2005 : 42% ont une durée de vie de moins de 3 mois et 58% de moins d’une année (Girod et al., 2008). Cette différence pourrait s’expliquer par la durée prise en compte ici qui est plus longue, ce qui pourrait allonger le temps de vie de certains motifs par rapport à une période d’observation plus courte.

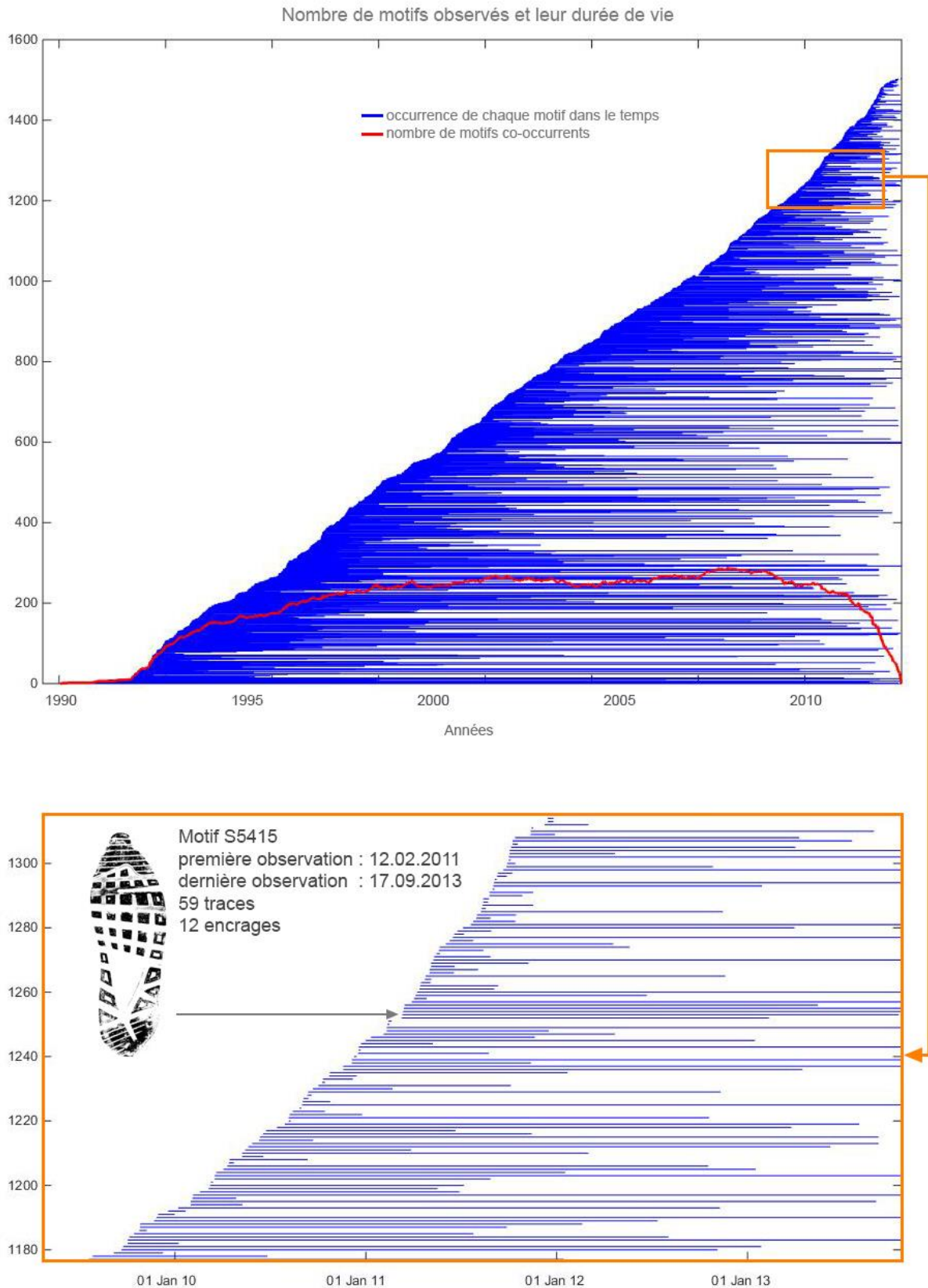


Figure 32: Représentation de l'apparition des motifs (observés plusieurs fois) dans le temps dans la banque de données du SF neuchâtelois depuis sa création en 1992 jusqu'en 2013. Chaque trait bleu représente la vie d'un motif, de sa première à sa dernière observation. La courbe rouge représente le nombre de motifs co-occurents (« vivants » simultanément). L'agrandissement de la partie inférieure montre en détail l'exemple d'un motif.

7 – La classification par motif

Si la durée de vie médiane d'un motif est relativement longue (18 mois), le nombre de motifs différents observés au cours du temps est relativement stable. La courbe rouge de la figure 32 représente le nombre de motifs co-occurents à travers le temps. C'est-à-dire le nombre de motifs « vivants²³ » au même instant. Cette analyse ne peut être faite que rétroactivement, avec un certain recul, puisqu'il est impossible de prédire aujourd'hui quels motifs seront observés ultérieurement et lesquels ne le seront plus. C'est pourquoi, le début et la fin de cette courbe ne sont pas significatifs.

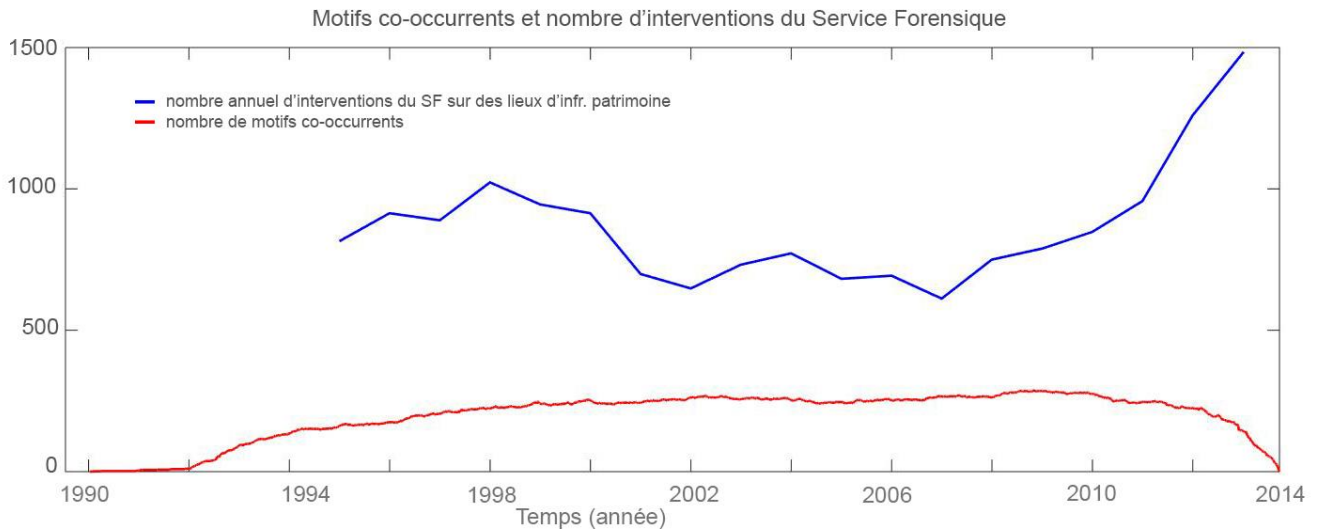


Figure 33: comparaison de la courbe du nombre de motifs co-occurents avec celle du nombre annuel d'interventions du service forensique neuchâtelois sur des lieux d'infraction contre le patrimoine.

Ainsi, le nombre de motif co-occurents est remarquablement stable au cours du temps avec une moyenne autour de 240 motifs, alors que le nombre de nouveaux motifs rencontrés progresse de manière linéaire. On peut envisager que ce nombre de motifs co-occurents peut être influencé par deux principaux facteurs : d'une part, par la déposition de ces traces, et d'autre part, par l'activité de collecte. Concernant cette dernière, on peut supposer que, plus il y a de cas où des traces sont collectées, plus il y aura de diversité dans les motifs observés. Or, la comparaison faite à la figure 33 tend à infirmer cela. En effet, on peut y observer de fortes variations dans le nombre d'interventions du service sur des cas d'infractions contre le patrimoine²⁴ qui n'ont pas eu d'effet sur le nombre de motifs co-occurents. L'activité de collecte des traces ne semble donc pas influencer ce dernier. Il pourrait ainsi être influencé par les facteurs liés à la déposition des traces : le nombre d'auteurs actifs, leur activité criminelle, leur choix de chaussures pour commettre leurs méfaits, la durée de conservation de leurs chaussures et finalement l'évolution des chaussures à disposition sur le marché. Cependant, cette recherche ne s'est pas penchée sur ces aspects.

²³ On considérera un motif vivant à un instant t si t est supérieur à la date d'apparition du motif et inférieur à sa date de disparition.

²⁴ Les interventions sur les lieux d'infraction contre le patrimoine génèrent plus de 95% des traces de semelles collectées par le SF.

Nous avons donc montré la relative stabilité et le faible nombre de motifs co-occurents dans le temps en regard de la diversité des motifs existants. Cette stabilité indique qu'il y a une certaine équivalence entre le nombre de nouveaux motifs qui apparaissent et le nombre qui deviennent obsolètes. Pour autant, les motifs qui ne sont plus observés sur des traces restent enregistrés dans la banque de données. Et si l'on conserve l'entièreté des motifs observés au cours du temps, la liste des candidats à passer en revue lors d'une requête va nécessairement s'allonger. Or une liste de candidat plus longue, contenant des motifs obsolètes, compliquera la tâche de l'opérateur. Dès lors, comment peut-on atténuer cet effet et éliminer les motifs les moins pertinents ? Combien de motifs faut-il conserver ? Pour répondre à cela, il est nécessaire de changer d'unité et de réfléchir en termes de durée de recherche plutôt qu'en nombre de motifs présents dans la base. Nous devons en effet nous interroger sur la durée de la période de temps à travers laquelle nous allons rechercher des correspondances dans l'historique des motifs précédemment observés.

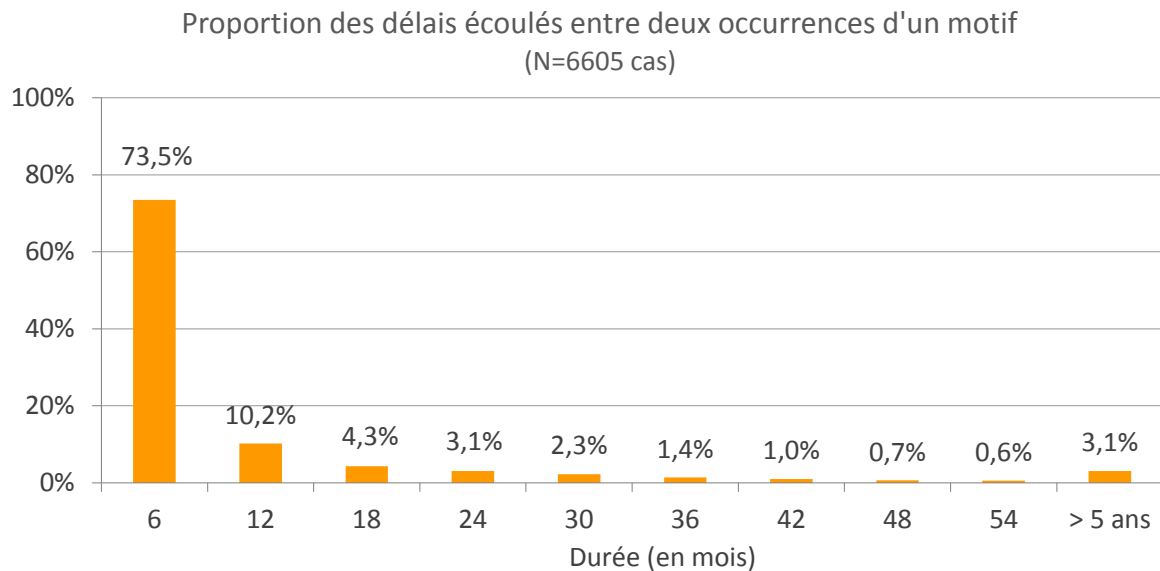


Figure 34: répartition des délais écoulés entre deux observations d'un même motif. Données tirées de la banque de données neuchâteloise entre 1999 et 2012.

Intuitivement, on pourrait s'attendre à ce qu'un motif qui n'a plus été observé depuis des années ait peu de chance d'apparaître à nouveau. C'est ce que nous allons démontrer en étudiant le temps qui s'écoule entre deux apparitions d'un même motif. Nous avons donc pris les données de la banque de données neuchâteloise et avons mesuré le délai qui s'écoule entre deux apparitions successives d'un motif (sans faire de distinction quant à l'existence d'un lien ou non entre ces cas). Le résultat est montré par la figure 34. Cette répartition correspond à la probabilité qu'un motif réapparaisse sur un nouveau cas en fonction du délai écoulé depuis sa dernière observation. Ou inversement, en prenant le cumul de ces pourcentages, à la probabilité qu'une trace trouve son motif correspondant dans la

banque de données, sachant qu'il s'y trouve, en fonction de la période à travers laquelle la recherche est effectuée.

Prenons l'exemple d'une nouvelle trace dont nous recherchons le motif dans notre banque de données, sachant qu'il s'y trouve. En effectuant une recherche, non pas sur l'entièreté des plus de 6000 motifs, mais uniquement sur ceux observés dans les 18 derniers mois (environ 500), nous avons 88% de chance de trouver le motif correspondant. Cette observation valide donc notre hypothèse concernant la taille d'une base de données de références. Celle-ci ne doit pas nécessairement contenir le plus grand nombre possible de références, mais les données les plus récentes. Ainsi une recherche limitée à une fraction de la base de données sera effectuée plus rapidement et efficacement – que ce soit de manière automatique ou non. Il devient donc intéressant d'envisager la taille d'une base de données non pas en fonction du nombre d'entités, mais plutôt en fonction de la durée de la période sur laquelle la recherche s'étend.

Cette considération est valable que si la principale utilité de la banque de données est la détection de liens entre traces et références précédemment enregistrés. Dans certains cas, l'identification de la marque ou du modèle de la chaussure l'origine d'une trace pourrait nécessiter l'emploi de bases beaucoup plus volumineuses. Néanmoins, la « profondeur » à laquelle une recherche est faite devrait être ajustable. En 1995, Sawey et Monckton arrivaient d'ailleurs à une conclusion similaire puisqu'ils recommandaient de ne conserver dans la banque de données de la police du Surrey (GB) que les motifs vus dans les trois dernières années, les motifs plus anciens ayant peu de chance d'être observés à nouveau (Sawyer et Monckton, 1995).

7.2 Impact de l'apparition des motifs dans le temps sur la classification

Nous envisageons ici d'évaluer si l'apparition des motifs dans le temps peut être prise en compte lors de la classification d'une trace et améliorer les performances de la recherche dans une banque de données. Jusqu'ici, lors de la confrontation d'une trace à une base de données de références, seules ses caractéristiques morphologiques sont comparées à celles de chaque référence présente. Nous allons ajouter à cela une mesure du délai écoulé entre l'observation de la trace de question et la dernière observation de chaque motif. La répartition des délais écoulés entre deux apparitions du même motif nous permet donc de poser l'hypothèse que la prise en compte du facteur temps pourrait influencer positivement les performances d'un système de classification de traces.

Pour étudier ce point, toutes les traces et les références utilisées doivent être situées dans le temps. Nous avons donc partiellement reconstitué la banque de données de traces de semelles du service forensique neuchâtelois entre 2009 et 2013 dans une base de données SQL. Outre les traces et les

motifs, cette base contient les dates de chaque occurrence (trace ou empreinte) de chaque motif durant cette période. Il est ainsi possible de reconstruire l'état de la banque de données à un instant déterminé. La base SQL a également été aménagée de manière à pouvoir enregistrer les résultats des comparaisons.

Un jeu de 101 traces prélevées en 2013 a été sélectionné. La base de données SQL a été utilisée pour recréer l'état de la banque de données originale au moment où chacune de ces traces avait été prélevée. Ainsi, pour chacune des 101 traces, un set de références a été établi, correspondant aux motifs présents dans la banque de données, au moment de leur prélèvement. Ces sets de références sont constitués de tous les motifs observés au cours des 3 années précédant la trace. Cette période de trois ans conduit à un nombre de références pour chaque set situé entre 750 et 800 motifs. Un jeu de données comprenant 75 standards encrés relevés en 2013 et leur set de références ont également été créés selon la même méthode.



Figure 35: aperçu de l'interface développée pour cette expérience. Elle permet de parcourir les différentes requêtes et la liste des résultats. Elle permet également de modifier le calcul des scores et de mettre à jour la liste des résultats.

La confrontation d'une trace à son set de références renvoie, pour chacune des références comparées, le score SIFT, le score PSD polaire et le nombre de jours écoulés entre la trace et la dernière occurrence du motif en question. Ces résultats sont enregistrés dans la base de données SQL avec les caractéristiques de l'encodage de la trace soit le nombre de points-clés SIFT et le poids de la PSD polaire²⁵. Les résultats de ces jeux de données ont pu être observés grâce à l'interface présentée à la figure 35, et développée dans Matlab. Elle permet de passer en revue chaque trace soumise au système, ainsi que la liste des candidats triés selon leur score respectif. Mais surtout, il est possible de

²⁵ Le poids de la PSD polaire est la somme de chaque pixel composant l'image binaire de la PSD polaire.

modifier la formule du calcul du score, de l'appliquer à l'ensemble du jeu de traces et d'en évaluer l'impact sur les performances globales.

En ce qui concerne les traces de lieux d'infractions, nous avons premièrement remarqué que les résultats de la PSD polaire sont généralement moins bons lorsque le poids de la PSD est faible – autrement dit, que peu d'éléments ont été détectés et retenus lors du calcul de la PSD. Cette observation nous a poussés à inclure le poids de la PSD polaire parmi les facteurs possibles de pondération des scores. Ainsi, diverses combinaisons de calcul du score ont été évaluées et leurs CMC comparées. Par itérations, nous sommes arrivés aux meilleurs résultats en pondérant les scores de la manière suivante : plus le nombre de point-clés détecté par la SIFT est élevé, plus l'importance de son score est élevée ; plus le poids de la PSD est élevé, plus son score est important dans le score final. Soit n le nombre de points-clés SIFT détectés sur la trace, p le poids de sa PSD polaire et Δt le délai en jour entre l'observation de la trace et la dernière occurrence du motif, alors le score de la comparaison entre une trace et un motif est :

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{20 * n}{p}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{p}{20 * n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{20 * n}{p} + \frac{p}{20 * n}\right) \sqrt[18]{\Delta t} + 1}$$

Les résultats de l'application d'autres formules de pondération des scores sont présentés à l'annexe 7. La figure 36 présente les courbes de résultats pour les scores calculés selon l'équation présentée ci-dessus, avec et sans pondération du facteur temps. A titre de comparaison, la courbe discontinue montre les performances atteintes avec la méthode de calcul exposée en page 101, soit sans pondération du facteur temps ni du poids de la PSD polaire. Ces courbes nous montrent clairement que la pondération par le facteur temps permet d'améliorer les performances du système. Le score d'efficacité (voir page 89) passe de 78.3% à 85.5% avec celle-ci. Cela permet de trouver la bonne correspondance pour 81% des traces dans les premiers 10% de la liste des candidats.

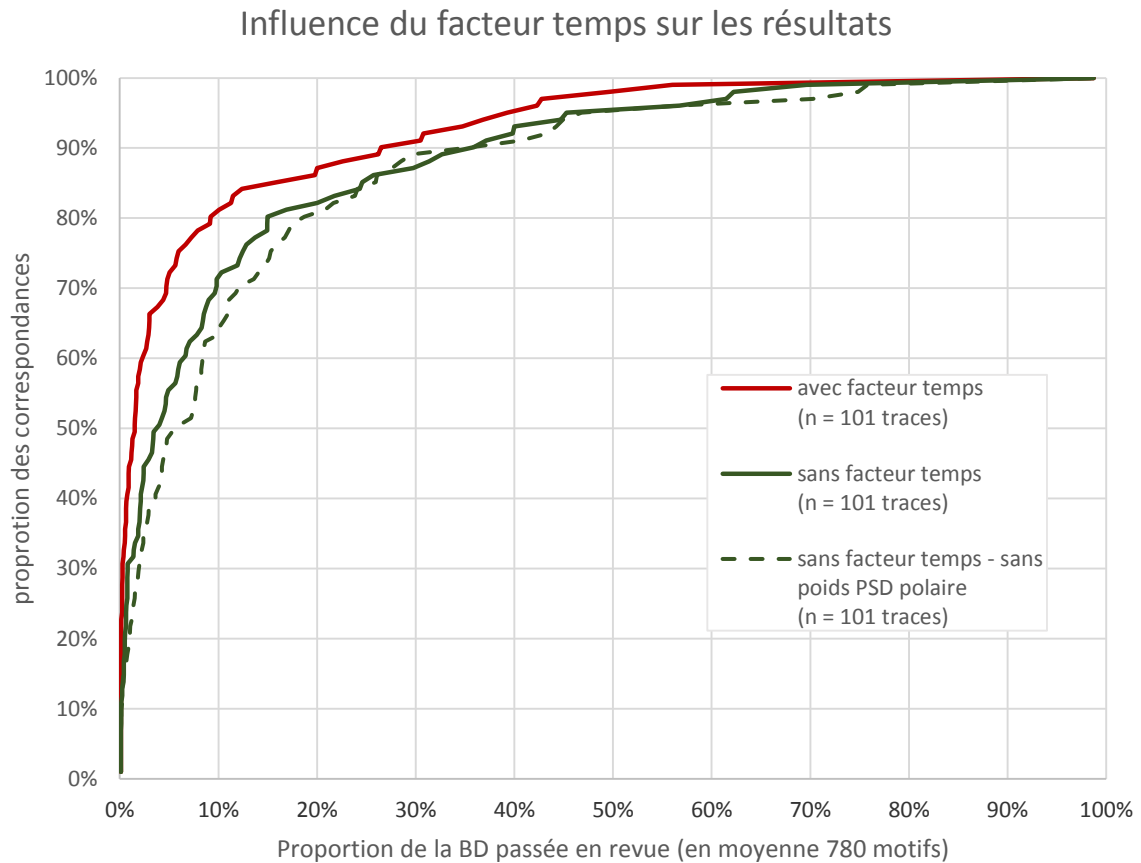


Figure 36: CMC des résultats de la classification des traces avec et sans pondération du facteur temps. La pondération des scores par le délai écoulé entre la trace et la dernière occurrence de chaque motif permet d'améliorer les performances du système. La différence entre les courbes vertes continue et discontinue montre le léger gain de performance en utilisant le poids de la PSD polaire dans la pondération des scores.

Nous avons également comparé ces performances avec d'autres résultats publiés. Malgré un nombre relativement important d'études portant sur le sujet, peu de résultats obtenus à partir de traces de lieux d'infractions ont été publiés. En l'occurrence seuls les chiffres du système commercial EverASM de EverSpry (Ma, 2016) et ceux obtenus par Kortylewski et al. (2015) ont été retenus. La figure 37 permet de comparer les courbes de résultats des trois systèmes. Cette comparaison se veut purement qualitative car les trois systèmes ont été appliqués à des jeux de données différents. Ce que nous en retenons donc, c'est qu'ils présentent tous les trois des proportions très similaires. Cela confirme premièrement l'intérêt de l'approche proposée ici. Bien que celle-ci soit perfectible, ses performances sont tout à fait comparables à l'état de l'art actuel. Mais cela montre également toute la difficulté que représente l'automatisation de la classification des traces dans des conditions aussi proches que possible de la réalité. L'aire résiduelle au-dessus de ces courbes représente encore un large potentiel d'amélioration mais aussi un défi qui, en l'état des connaissances actuelles, n'est de loin pas surmonté.

Comparaison du système SIFT-PSD polaire avec EverASM (Ma, 2016) et Kortylewski (2015)

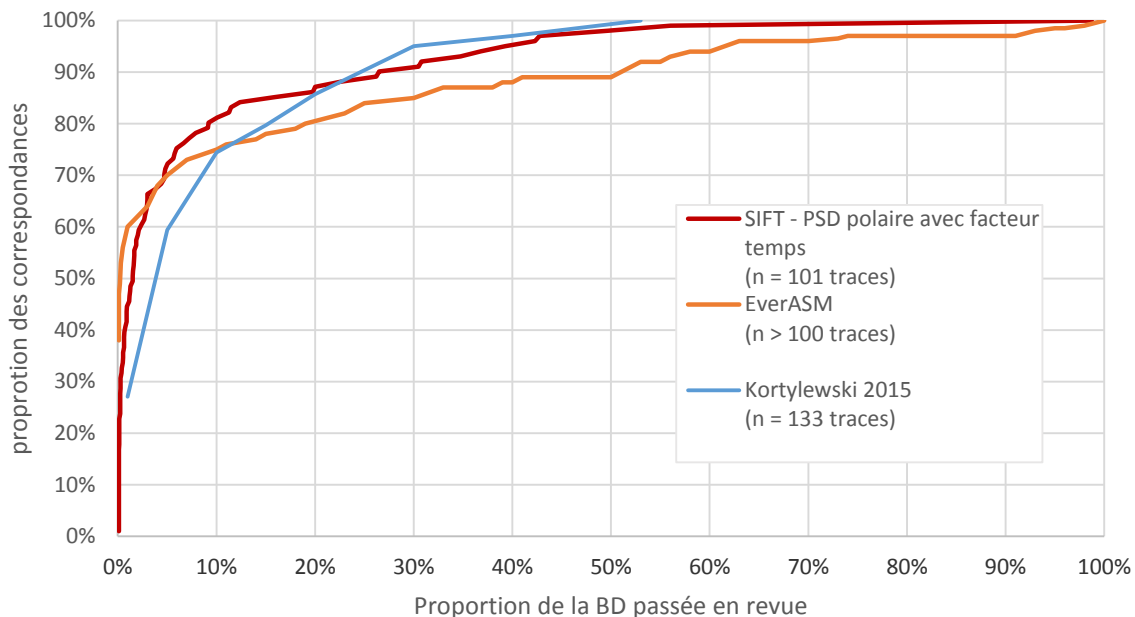


Figure 37: Comparaison des performances du système développé dans le cadre du présent travail avec ceux du système commercialisé par EverSpry (Ma, 2016) et les travaux de Kortylweski (2015).

Influence du facteur temps sur la classification des enclages

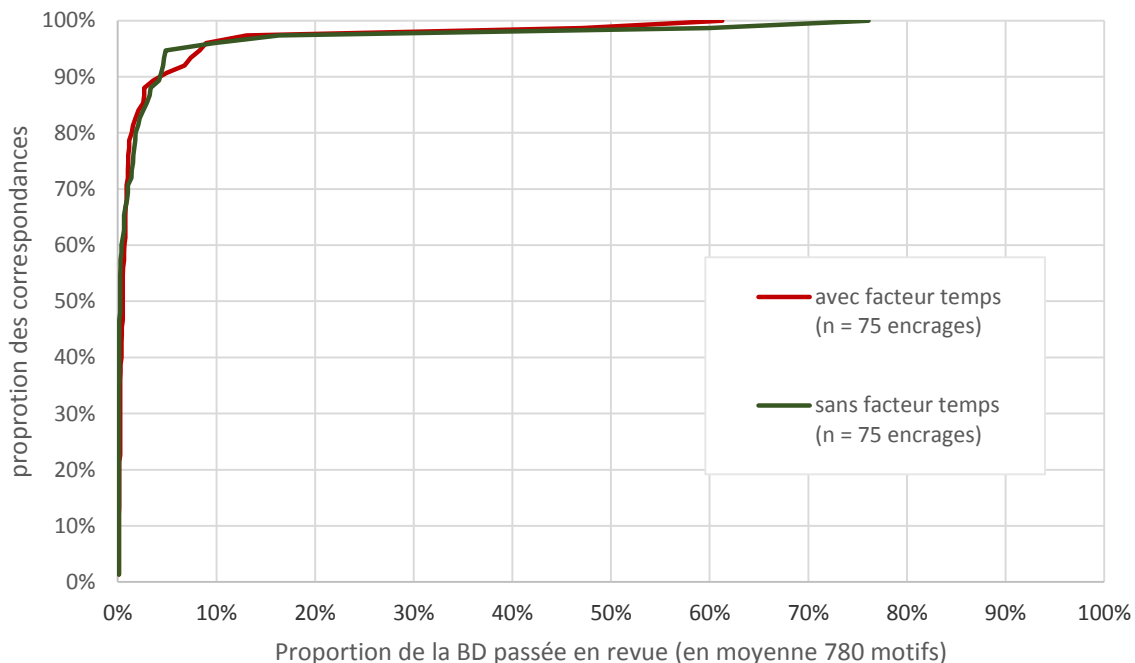


Figure 38: CMC des résultats de la classification des standards enclés avec et sans pondération du facteur temps. La pondération des scores ne montre pas de différence significative, contrairement aux résultats obtenus sur les traces.

Les mêmes méthodes de calculs que précédemment citées ont été appliquées au jeu de standards encrés. Cette fois-ci, la pondération par le poids de la PSD polaire n'amène pas d'amélioration et la meilleure performance est obtenue avec le calcul exposé à la section 6.4.3. L'explication à ceci est que les standards encrés, étant par nature de bonne qualité par rapport à une trace, la détection des éléments significatifs ne pose pas de problème. La pondération du score par le poids de la PSD n'apporte donc pas d'amélioration. De même, la pondération par le facteur temps n'amène aucune amélioration significative aux performances du système. Les résultats sont présentés à la figure 38 où les scores d'efficacité sont de 95.4% avec le facteur temps et de 95% sans en tenir compte. En l'occurrence, 90% des encrages de questions trouvent la bonne correspondance dans les premiers 5% des candidats. Ce qui est intéressant de noter, c'est que si elle n'améliore pas les performances, elle ne les détériore pas non plus.

Ces résultats valident donc notre hypothèse au début de cette section. La pondération du score par le facteur temps améliore significativement les performances pour les traces, mais pas pour les encrages. Cette pondération par le facteur temps permet donc de suppléer au manque de caractéristiques des traces et de compenser la perte de performance de la comparaison morphologique de celles-ci. Alors que pour les encrages, la qualité de l'information présente sur l'image est nettement supérieure et permet des résultats plutôt satisfaisants, sans tenir compte du facteur temps.

7.3 Apport de l'automatisation dans la classification

L'évaluation de l'apport d'un outil permettant l'automatisation du traitement de la trace de semelles est complexe. Il peut impacter de multiples aspects de leur exploitation que ce soit le budget, les ressources en personnel, le temps nécessaire au traitement, le taux de collecte, le taux d'identification ou de mises en relation, l'intégration des données et des résultats avec d'autres sources de données, etc. Cela dépend évidemment de l'environnement dans lequel il est déployé. Nous aborderons certains de ces aspects plus loin dans ce travail.

Dans cette partie, nous nous limiterons à l'étape de classification des traces et tâcherons d'estimer l'impact que peut avoir son automatisation sur le temps de réalisation et sur les taux d'erreurs. Cette estimation nécessitant un point de comparaison, nous utiliserons la situation de la banque de données neuchâteloise comme telle.

L'attention est ici plus focalisée sur les traces de lieux d'infraction que sur les encrages de références pour trois raisons : premièrement, nous avons fait le choix d'orienter ce travail doctoral sur l'exploitation des traces de semelles dans le cadre du renseignement forensique. Cette orientation implique donc une attention plus appuyée sur la détection de liens entre lieux d'infraction au travers des traces que sur l'identification de leurs auteurs grâce aux encrages de références. Deuxièmement,

l'exploitation des traces est la tâche la plus importante en terme de volume (les services collectent largement plus de traces que de références) mais aussi en termes de plus-value. Les chiffres nous montrent en effet qu'il y a beaucoup plus de liens trace-trace que de liens trace-encrage et qu'il existe un fort potentiel d'amélioration dans la rapidité de détection des liens entre différents services. Et dernièrement, il s'agit également de la tâche la plus compliquée pour un algorithme. Nos résultats le démontrent, les performances d'un algorithme appliqué à des traces sont très largement inférieures aux performances du même algorithme appliqué à des références. Il s'agit donc du domaine qui comporte le plus grand potentiel d'amélioration.

Pour autant, l'automatisation de la classification des encrages n'est pas dénuée d'intérêt. L'exemple mis en place à la Metropolitan Police de Londres (les chaussures de tous les prévenus qui font l'objet d'une prise de données signalétiques, sont collectées et encodées automatiquement) semble prometteur, même si on manque encore de recul pour en percevoir l'impact.

7.3.1 Temps nécessaire à la classification

La classification d'une trace consiste uniquement à déterminer la classe à laquelle elle appartient, donc à déterminer son motif. Avec les outils utilisés par les polices romandes, soit des banques de données FileMaker® avec une codification Girod, il a été estimé que cette étape prenait environ six minutes pour une trace (Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles, 2014). Ce délai comprend la codification de la trace et la recherche du motif parmi la liste des candidats. Cependant, ces outils n'exigent pas nécessairement qu'une trace soit codifiée pour être classifiée. Il est possible, par exemple, d'afficher directement les motifs les plus récents ou d'afficher les traces précédemment classifiées provenant d'autres cas. Cette étape est relativement rapide et ne prend donc que quelques minutes. Evidemment, lorsque plusieurs traces ont été prélevées sur un même cas avec le même motif, il n'est nécessaire d'effectuer qu'une seule recherche pour classifier toutes les traces. De cette manière, environ 1'000 classifications de traces ou d'empreintes sont effectuées par année dans la banque de données du SF neuchâtelois.

Dans un système automatique tel que le prototype développé ici, nous avons observé qu'il faut plusieurs minutes pour corriger l'encodage de la trace. Dans le système commercial EverASM, actuellement le plus performant sur le marché, ce temps est réduit pour des encrages ou des traces de très bonne qualité. Dans la version à laquelle nous avons eu accès²⁶, un temps de traitement de l'ordre de 2 à 3 minutes par traces est tout à fait ordinaire pour de telle trace. L'encodage dans EverASM comprend en effet une étape de mise à l'échelle et de localisation de la trace dans l'image

²⁶ Dans le cadre des travaux du GT CINTES auxquels nous avons pris part, une version d'EverASM a été mise à disposition par l'Université de Lausanne afin d'être évaluée. Les résultats de cette évaluation n'ont pas été publiés à ce jour. Par contre, dans le cadre d'un travail de maîtrise universitaire, une évaluation de ce système a été réalisé par Bitschnau (2018) sur la base de traces et d'encrage fournis par les services participant au GT CINTES.

(définition de la région d'intérêt) qui est réalisée manuellement. Puis, le résultat de la détection de la trace est affiché, superposé sur l'image. Ce résultat doit être validé par l'utilisateur après avoir été manuellement corrigé au besoin. Ainsi, le chargement de la trace dans le système, son encodage et sa correction, la comparaison puis la recherche du bon candidat parmi les résultats va également prendre un certain temps. Ce temps de traitement est d'autant plus long que la qualité de la trace diminue, l'encodage devant généralement être fortement corrigé dans ces conditions. Le temps nécessaire pour réaliser un encodage permettant d'obtenir des résultats satisfaisant peut atteindre 20 minutes sur des traces de moindre qualité (Bitschnau, 2018). S'il est possible qu'il soit, en moyenne, plus faible que les 6 minutes estimées ci-dessus, nous n'avons en revanche pas de données permettant comparer plus précisément les deux systèmes. Mais le temps nécessaire à l'encodage n'est pas drastiquement amélioré par ce produit. Ce que nous pouvons estimer néanmoins, c'est que, pour un service comme celui de Neuchâtel, chaque minute économisée sur la classification représente 16 heures de travail annuellement. Sur cette étape, et en envisageant le scénario le plus favorable, le gain en temps pour ce service par rapport à la situation actuelle représente donc, au maximum, une économie 10 jours de travail pour un seul collaborateur et par année. A l'échelle de ce service, cela représente environ 0.3% des heures effectuées par les collaborateurs. Il s'agit évidemment d'une estimation grossière mais elle permet de mettre en perspective les deux types d'outils. Des spécialistes en traces de semelles romands ont testé EverASM et, selon les conclusions générales, le temps nécessaire au traitement d'une trace est supérieur dans EverASM comparé aux outils employés actuellement dans leur service de police scientifique. Il semble que les traces avec lesquelles ces services travaillent sont d'une qualité moindre à celle pour laquelle le système a été conçu. L'automatisation de la classification des traces ne présente donc pas nécessairement un avantage en termes de temps de traitement, par rapport à un système de codification manuel. Relevons également que la nécessité de corriger manuellement l'encodage des traces ne permet pas d'éliminer la variabilité inter-utilisateur que l'on reproche parfois aux systèmes de codification manuels.

En revanche, l'encodage des encreges peut être réalisé de façon entièrement automatique. Pour autant que le contraste soit suffisant, l'algorithme utilisé dans ce travail permet une détection du dessin général sur l'image d'un encrege d'une qualité suffisante pour ne pas nécessiter de correction de l'utilisateur. Le traitement d'un encrege peut donc être réalisé de façon autonome par un programme, de l'encodage à la comparaison avec la base de données de motifs. Cependant, le passage en revue de la liste de résultats reste du ressort de l'utilisateur, qui décide de la classification. Il semble donc qu'un gain de temps soit possible avec l'automatisation du traitement des encreges, pour autant que les performances de l'algorithme de comparaison soient à la hauteur. Le temps nécessaire à passer en revue la liste des candidats se réduira avec l'augmentation de ces performances puisque cette liste sera plus courte. Nos résultats montrent que près de 95% des encreges soumis au système trouvent leur motif correspondant dans les 30 premiers rangs. Ces performances pouvant sans doute être

améliorées, il paraît raisonnable de supposer que, au sujet du temps de traitement d'encrages de références, l'automatisation présente un avantage sur la codification manuelle.

7.3.2 Taux d'erreurs de classification

Dans cette section, nous considérons le système de classification comme un tout, composé d'un outil informatique et d'un opérateur prenant des décisions sur la base des résultats de cet outil. Les erreurs commises dans un tel système sont de deux types : soit la recherche dans la banque de données aboutit à la conclusion que le motif d'une trace est inconnu alors qu'il s'y trouve effectivement (erreur de type II ou faux négatif), soit la trace est classée dans le mauvais motif (erreur de type I ou faux positif). Ces deux types d'erreurs peuvent survenir aussi bien dans un système de comparaison dit automatique que dans un système avec une codification manuelle. Nous parlons bien ici d'erreurs commises sur la classification qu'il faut distinguer des erreurs d'association (aussi appelées erreurs d'identification).

La décision d'attribuer un motif à une trace revient toujours à l'humain, les systèmes ne faisant que proposer une liste de candidats potentiels à l'opérateur. Les faux positifs sont donc essentiellement dus au facteur humain. Ils peuvent survenir, soit à la suite d'une mauvaise manipulation ou d'une erreur de saisie, soit suite à une mauvaise interprétation des concordances entre les éléments présents sur la trace et ceux du motif par l'opérateur. Outre des erreurs manifestes et grossières, cette mauvaise interprétation peut avoir comme origine une délimitation peu claire des classes auxquelles doivent être attribuées des traces qui ne sont qu'une représentation imparfaite de celles-ci. L'exemple ci-dessous illustre ce propos. Il est manifeste que la trace n'appartient pas au motif C. En revanche il n'est pas possible de distinguer si elle appartient au motif A ou B. L'attribuer au motif A, alors qu'en réalité elle provient d'une chaussure de motif B (ou inversement) revient à commettre une erreur de type I.

Il existe deux solutions complémentaires pour contourner cette problématique : premièrement, avoir la possibilité d'attribuer la trace à plusieurs motifs et deuxièmement, considérer deux types de dessins généraux distincts mais suffisamment proches (tel que les motifs A et B) comme une seule et unique classe de motif. La première permet de conserver une certaine uniformité du matériel attribué à chaque classe, mais nécessite cependant que l'opérateur ait connaissance de l'existence de deux classes relativement proches lors de la classification. La deuxième solution engendrera des classes plus conséquentes, mais ne nécessite pas de rechercher deux classes différentes. La première solution pourrait être souhaitable lorsqu'une trace est très partielle et pourrait correspondre à deux motifs différents sans pour autant que la fusion de ces deux derniers ne soit pertinente. La seconde paraît plus souhaitable dans un cas comme l'exemple donné.

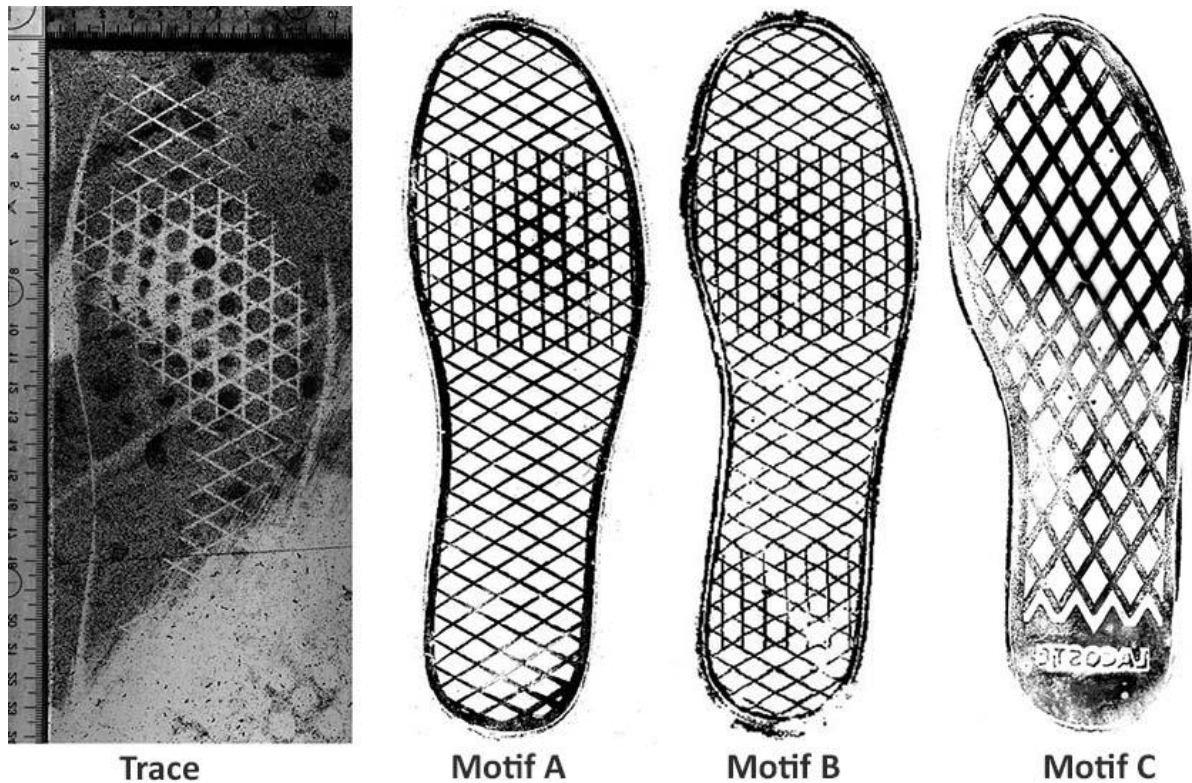


Figure 39: Exemple de l'importance de la délimitation des classes.

Cette problématique touche presque exclusivement les traces prélevées sur les lieux. Les encrages étant, par nature, une représentation de bonne qualité et entière de la semelle, la distinction entre différents motifs est en principe relativement aisée. Une usure particulièrement forte peut évidemment faire disparaître certaines caractéristiques, mais les discordances au niveau du dessin général sont généralement facilement observables sur des encrages. La difficulté dans la classification des encrages sera, à l'inverse, de déterminer si les discordances observées justifient ou non la création de deux classes de motifs distincts.

A notre connaissance, aucune publication n'a abordé la problématique de la délimitation de la classe motif. Dès lors, comment définir à quel moment deux dessins généraux distincts peuvent être considérés comme suffisamment similaires pour constituer un seul motif. Le but d'une telle manœuvre est que, dans un cas comme celui de la figure 39 où la trace partielle ne permet pas de distinguer le motif A du motif B, il ne soit pas possible de se tromper de classe. Quand bien même les images des motifs A et B comportent des différences permettant de les distinguer, il s'agit de les considérer comme similaires. Comme mentionné dans la section 5.2.4, un motif en tant que classe n'est qu'une représentation abstraite et générale du dessin général des traces et encrages qui en font partie et qui peut présenter des variations. L'attention ne doit donc pas porter sur leurs différences mais sur leurs similitudes, tout particulièrement sur celles qu'ils pourraient présenter sur des traces incomplètes.

Empiriquement, nous proposons donc la règle suivante qui, vu la variété des situations qui peuvent se présenter, est volontairement la plus large possible :

Les motifs (dessins généraux) de deux chaussures distinctes doivent être considérés comme appartenant à la même classe de motif si une majorité des éléments constituant leur dessin général présentent des similitudes telles, qu'ils ne pourraient être distingués sur une trace ne présentant qu'une partie de la semelle.

La banque de données neuchâteloise permet les deux solutions exprimées plus haut afin de diminuer les faux positifs. Nous avons observé que sur les 1430 nouveaux motifs rencontrés entre 2013 et 2016, 105 motifs (7.3%) possèdent des variantes, autrement dit qu'ils comprennent des traces avec des dessins généraux légèrement distincts. Durant la même période, 4830 traces ont été classifiées dont 257 (5.3%) attribuées à deux motifs distincts. Si ces données ne nous permettent pas d'évaluer le taux de faux positifs réel, elles montrent la nécessité de la mise en place de règles permettant de faire face à ceux-ci.

Une erreur de type I dans la classification n'engendre évidemment pas obligatoirement une erreur de type I au niveau de l'identification (fausse association). Si cela reste une possibilité, elle risque plutôt d'engendrer une fausse exclusion (il existe une trace avec une source commune, mais elle n'est pas détectée car classée dans un autre motif) ou alors de n'avoir aucune conséquence du tout (la trace faussement classifiée n'a, de toute façon, aucune association possible dans la base de données).

Nous n'avons pas fait d'évaluation du taux de faux positifs dans la classification à l'aide d'un outil automatique. A notre connaissance, il n'existe pas d'étude explorant les erreurs de type I ou II dans les systèmes de classification de traces de semelles. Cependant, l'attribution d'un motif à une trace restant une décision humaine, le taux de faux positifs ne devrait pas être influencé par l'automatisation de l'outil. En effet, nous supposons que la manière dont a été obtenue la liste des candidats ne devrait pas influencer sur la capacité de l'opérateur à décider s'il doit ou non classer telle trace dans tel motif. Par contre, l'application de règles régissant la manière de définir les classes peut certainement influencer ce taux, et ce, indépendamment de l'automatisation ou non.

Une erreur de classification de type II (faux négatif) est caractérisée par le fait de conclure à tort que le motif d'une trace de question est inconnu dans la banque de données alors qu'il s'y trouve. Elles sont relativement faciles à évaluer dans un système de classification automatique puisque leur taux est directement lié à la courbe de performance (CMC) du système ainsi qu'au nombre de candidats que l'on accepte de passer en revue lors de la recherche. Une CMC nous renseigne sur les capacités d'un système à positionner le bon candidat dans les x premiers rangs pour une proportion y des requêtes. Si la CMC est donnée par la fonction $y = f(x)$, alors le taux de faux négatif est donné par $1 - y$ comme dans l'exemple de la figure 40.

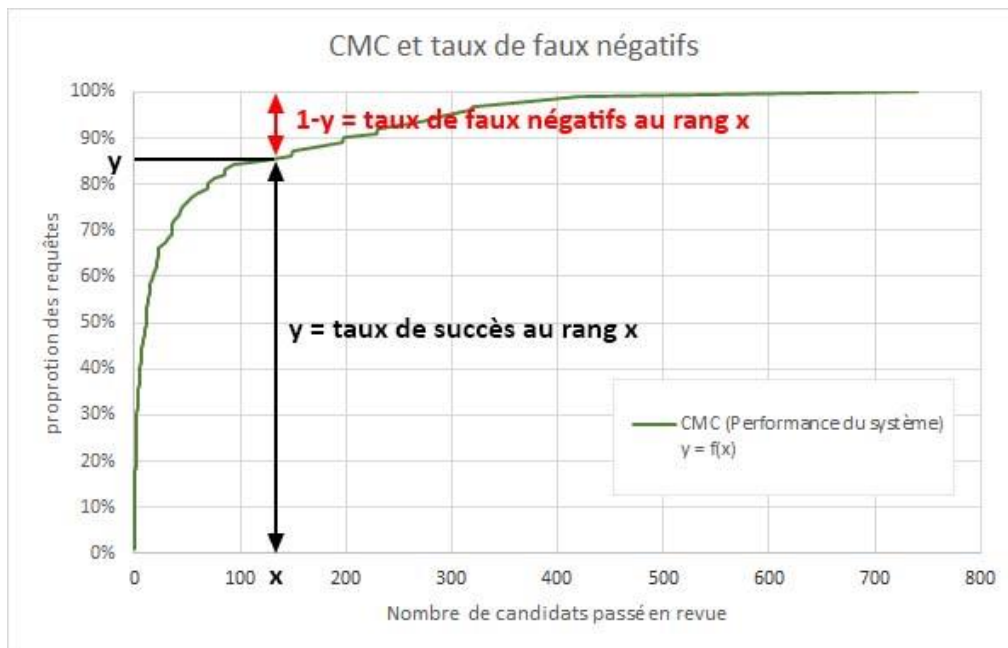


Figure 40: exemple de détermination du taux de faux négatifs par rapport à la CMC d'un système.

Nous devons préciser ici que ce taux de faux négatifs ne tient compte que de la capacité du système à placer le bon candidat le plus haut possible dans la liste de résultats. A cela doit encore s'ajouter l'erreur due au facteur humain : le système renvoie le bon candidat dans le haut de la liste, mais l'opérateur ne le trouve pas. Cependant la capacité de l'humain à reconnaître correctement des formes ou des objets (Biederman, 1987; Christou et Bülhoff, 2000), ainsi que la capacité d'un opérateur humain à prendre la bonne décision (Kim et al., 2017) sont des champs d'études que nous n'aborderons pas ici. Nous nous contenterons de relever que le facteur humain peut avoir un impact significatif sur les performances d'un système, qu'il soit basé sur une codification automatique ou non.

Un système parfait positionnerait systématiquement l'entièreté des bons candidats au premier rang. Lors d'une requête, il suffirait d'observer uniquement le premier rang de la liste des candidats pour savoir si le motif est connu dans la base. Dans ce système parfait, si le premier candidat ne correspond pas à la trace, alors il peut être conclu avec certitude que le motif est inconnu. Malheureusement, dans un système réel, le bon candidat est majoritairement rapporté au-delà du premier rang, voire beaucoup plus loin pour une certaine proportion des résultats. Par exemple, la CMC de l'algorithme développé dans le cadre de ce travail nous montre que le bon candidat est trouvé au-delà du 70^{ème} rang dans environ 20% des cas, au-delà du 200^{ème} rang dans 10% des cas et au-delà du rang 390 dans 2% des cas. Dès lors, si l'on souhaite avoir la certitude que le motif d'une trace est inconnu dans la base, il serait nécessaire de passer en revue l'entièreté de la base de données tant que le bon candidat n'a pas été trouvé.

Ce fait est à mettre en regard de la proportion des motifs qui ne sont observés qu'une seule et unique fois, soit entre 30% et 40% des motifs d'après les données neuchâteloises et celle de Girod (2002). S'ils

ne sont observés qu'une seule fois, cela veut dire qu'ils sont absents de la base de données au moment de leur première codification. Il s'agit là d'un fait dont la connaissance n'est pas disponible a priori. Cela veut dire que dans 30% à 40% des transactions effectuées sur un système automatique, il serait nécessaire de passer en revue l'entièreté des références pour s'assurer de ne pas rater le bon. S'il est possible de cette manière de s'approcher d'un taux de faux négatifs proche de zéro, effectuer ce travail engendrerait évidemment un coût en ressources humaines très important. Ce coût serait même probablement trop élevé pour être supportable. On peut donc utiliser la CMC pour déterminer, en fonction d'un taux de faux négatifs acceptable, jusque à quel rang il est nécessaire de chercher le bon candidat et au-delà duquel on considère qu'il est absent. Ce seuil ne doit pas nécessairement être fixe et il doit être possible de le faire varier selon la compréhension qu'on a du contexte dans lequel est effectuée une requête dans le système.

Dans un système utilisant une classification manuelle telle que la banque de données neuchâteloise, en l'absence d'étude spécifique de ce phénomène, nous pouvons estimer le taux de faux négatifs de manière détournée. Dans cet outil, si la recherche du motif d'une trace est négative, alors un nouveau motif est créé. S'il s'agit d'un faux négatif, alors il existera deux occurrences du même motif dans la table des motifs. D'une manière ou d'une autre, il arrive que les utilisateurs repèrent ultérieurement une double occurrence du même motif. Ils ont alors la possibilité de fusionner les deux classes pour ne conserver que la plus ancienne. L'ensemble des traces et empreintes classifiées dans la seconde est transféré vers la première. Or, cette fusion est enregistrée par l'outil qui garde une trace de cette manipulation. Entre début 2014 et fin 2016, 142 fusions de motifs ont été enregistrées.

Durant la même période, 2'950 opérations de classification²⁷ ont eu lieu, dont 1'111 ont abouti à la création d'un nouveau motif inconnu jusqu'alors. Il reste donc 1839 opérations de classification qui ont, ou aurait dû, trouver le motif correspondant. Or il a été détecté qu'à 142 reprises, cela n'a pas été le cas, soit 7.7% des cas. On peut raisonnablement supposer qu'il existe des cas qui n'ont pas été détectés. Cependant, des contrôles sont effectués régulièrement par quatre superviseurs, en plus de l'ensemble du service qui passe en revue la base des motifs lors de ses propres classifications. Nous serions donc surpris que le taux de faux négatifs non détectés soit fortement plus élevé que les 7.7% détectés. Nous trouvons donc raisonnable d'avancer un taux de faux négatifs pour un tel outil entre 5% et 10%.

Dans la mesure où il n'est pas possible de déterminer combien de motifs doivent être passés en revue pour atteindre un taux de 5% à 10% dans un système à codification manuelle, la comparaison avec un système automatique est délicate. Pour atteindre un tel taux dans le système automatique développé ici, il serait nécessaire de comparer jusqu'à 200 à 300 candidats par transaction. Ces chiffres nous

²⁷ Lorsque plusieurs traces portant le même motif sont prélevées dans la même affaire, une seule opération de classification est comptée.

paraissent comparables avec l'expérience que nous avons de l'outil neuchâtelois. Par rapport à ce dernier, l'automatisation ne semble donc pas apporter un avantage très net sur le taux de faux négatifs.

La principale conséquence des faux négatifs est la non-détection de liens. Si deux traces proviennent de la même source mais qu'elles ont été classifiées dans deux motifs différents, il y a de fortes chances que la détection du lien existant entre elles ne soit pas réalisée. Nous nous sommes intéressés à l'impact sur la détection de liens que peut avoir le taux de faux négatifs. Nous avons observé à Neuchâtel que sur 2950 opérations de classification (2014-2016), 740 avaient abouti à la détection d'un lien (entre deux traces de scènes de crime ou entre une trace et un encrage de référence) soit 25%. En supposant que la même proportion aurait pu être détectée parmi les faux-négatifs, cela représente annuellement pour la banque de données neuchâteloise 15 à 25 liens non-détectés à cause d'une erreur de type II sur la classification. Mais ces chiffres demanderaient à être confirmés par une étude sur des données contrôlées où il serait possible de déterminer quel motif a donné lieu à une fausse classification et quels étaient les liens qui aurait pu être détectés.

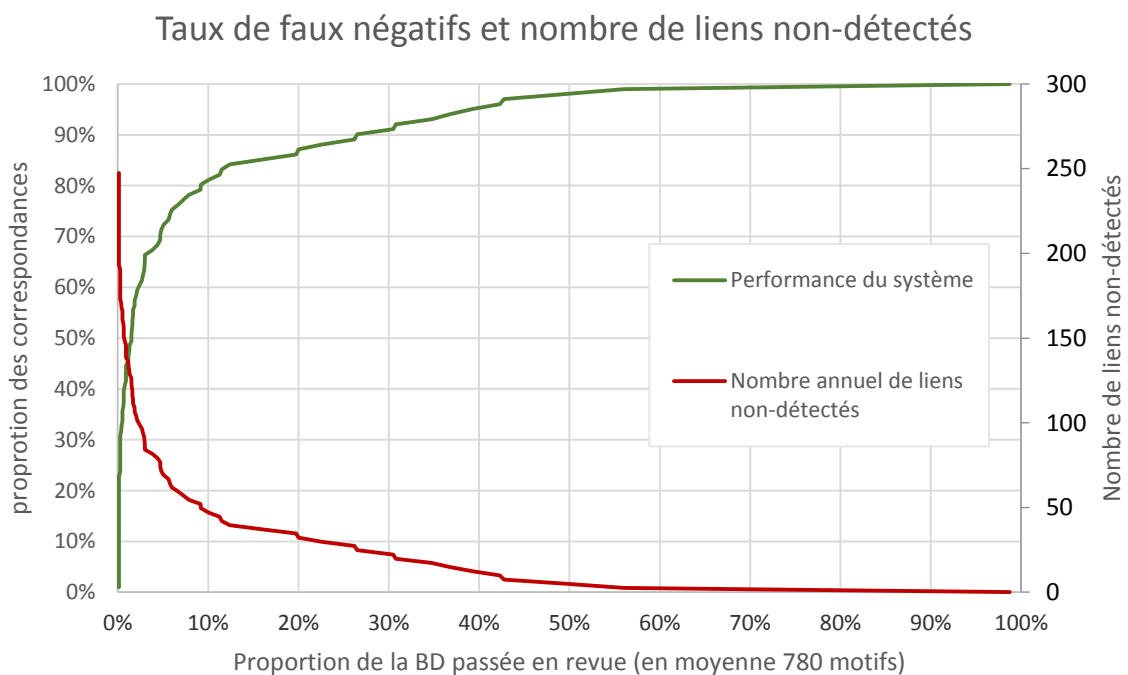


Figure 41: Extrapolation du nombre de liens non-détectés par année dû à une erreur de type II de classification, par rapport aux performances d'un système automatique. Construit à partir des données neuchâteloises entre 2014 et 2016 en supposant que 25% des classifications aboutissent à la détection d'un lien. La courbe des liens non-détectés est en nombre absolu et se rapporte à l'axe de droite.

Cette estimation peut néanmoins être appliquée, par extrapolation, à la courbe de performances d'un système automatique (figure 41) et permet d'illustrer l'effort à fournir pour réduire le nombre de liens non-détectés. Plus on souhaite réduire ce taux, plus l'effort à apporter est important. Eliminer les 50

premiers nécessite de passer en revue une proportion de la liste des candidats beaucoup plus faible que pour les 50 derniers.

Pour la banque de données neuchâteloise, nous avons cherché à déterminer dans quelles circonstances ont été détectés les faux négatifs ayant aboutis à une fusion de motifs. Nous avons donc observé ces cas de fusion de motifs et avons principalement pu identifier trois contextes différents :

- **Le hasard** : Lors de l'opération de classification, un inspecteur du service codifie sa nouvelle trace et effectue une recherche dans la base des motifs. En parcourant la liste des motifs correspondant à sa recherche, il y observe l'existence de deux occurrences du même motif. Il relève les identifiants des deux motifs et les fusionne.
- **La supervision** : quatre inspecteurs du service sont les répondants pour le domaine des traces de semelles. Ils parcourent régulièrement la liste des derniers motifs rencontrés sur des cas ou des derniers motifs créés dans la base, notamment à la recherche de doublons. Lorsqu'ils suspectent qu'un nouveau motif est déjà connu, ils effectuent une recherche de motifs similaires sur la base de la codification du nouveau. S'il s'avère qu'il s'agit bien d'un doublon, ils fusionnent les deux.
- **Les autres types de données** : un type de données autre que les semelles permet d'établir ou de suspecter qu'un lien existe entre deux cas. Ces autres types de données sont variables et peuvent être un profil ADN, une trace d'outil, un modus, les données spatio-temporelles, etc. La détection (ou la suspicion) de ce lien peut provenir de sources très structurées (comme une réponse de CODIS) ou beaucoup plus informelles (comme une discussion entre collègues intervenus sur des cas similaires). Cela va engendrer un contrôle des autres données présentes et notamment des semelles. Il se peut alors que l'on réalise que les traces des deux cas présentent un motif similaire alors qu'elles ont été classifiées dans deux motifs distincts. Par conséquent, ces derniers seront fusionnés.

L'identification de ces différents contextes nous rend attentifs à un point que l'on peut considérer comme essentiel pour un outil de gestion des traces de semelles : l'exploitation des données n'est pas réalisée de manière linéaire. L'exploitation d'une trace suit bien le schéma de base acquisition, codification, classification, recherche et établissement de liens, transmission des résultats. Mais l'outil, dans son ensemble, permet des processus d'exploitation non linéaires où il est possible de réitérer et de réévaluer chaque étape du schéma de base à tout moment. De plus, les personnes qui exploitent ces données sont les mêmes qui les administrent et conservent donc leur maîtrise. L'outil n'est donc pas une boîte noire dans laquelle les traces rentrent et d'où sortent des résultats. Cette constatation est indépendante du fait que la classification soit réalisée de façon manuelle ou à l'aide d'un algorithme. Pourtant, nous décelons un risque dans la démarche d'automatisation des processus en

cela qu'il peut être tentant de se focaliser sur la technologie plus que sur les processus nécessaires à une bonne exploitation de la trace. Or, il est primordial que la technologie facilite la réalisation de ces processus et non l'inverse. C'est pourquoi l'automatisation d'une étape peut nécessiter la mise en place en parallèle de mécanismes d'assurance qualité, afin de s'assurer que la technologie ne prenne pas le pas sur les processus désirés.

Jusqu'ici, notre comparaison entre système automatique et à codification manuelle s'est limitée aux données d'un seul service, le service forensique neuchâtelois. Si l'on peut supposer que la même comparaison avec les données d'un autre laboratoire de police scientifique, avec les mêmes outils, donnerait certainement de faibles variations dans les taux d'erreurs, nous nous interrogeons sur l'impact qu'aurait une mise en commun des données de plusieurs laboratoires. Qu'advierait-il si plusieurs laboratoires utilisaient la même base de données de références pour classer leurs traces ? Girod avait montré qu'une codification alphanumérique n'est que partiellement reproductible entre utilisateurs (Girod, 2002). Si deux personnes codifient différemment le même motif, un motif codifié par la première peut parfois être difficilement retrouvé par la seconde. A Neuchâtel, entre 15 et 20 personnes insèrent des données dans le système et donc codifient des motifs, avec les résultats que nous avons décrits précédemment. Mais qu'en serait-il si ce nombre d'utilisateurs était multiplié par deux, trois ou plus ? Il est envisageable qu'une diminution de la cohérence de la codification, due au nombre d'utilisateurs, influe négativement sur le taux d'erreurs de classification. Mais nous n'avons aujourd'hui aucune donnée pour le vérifier.

Dans un contexte inter-laboratoires, il est possible qu'un système automatique s'en tire mieux. L'influence de l'utilisateur dans la description des caractéristiques d'un motif est supposée y être plus faible – sans être nulle non plus. L'augmentation du nombre d'utilisateurs insérant des données dans le système pourrait donc avoir un impact plus faible que dans un système à codification manuelle.

8 De la classification par motif à l'établissement du lien

La classification d'une trace en fonction de son motif permet de la regrouper avec d'autres traces présentant cette même caractéristique. Une fois cette étape réalisée, la suivante consiste à déterminer si, parmi les traces appartenant à cette classe, certaines proviennent potentiellement de la même source. Il a été montré que l'analyse des apparitions d'un motif dans le temps et dans une zone géographique donnée (sous la forme de courbes cumulatives) permet de détecter des séries de cas commis par un même auteur (Rodrigues, 2012). Il s'agit en quelque sorte de détecter une anomalie dans la courbe d'apparition d'un motif sous la forme d'une accélération de ses observations. Pour Grossrieder (2017), cette modification de la courbe d'apparition d'un motif constitue une forme de *pattern de rupture*²⁸. Sa détection peut donc suggérer l'existence d'une répétition criminelle qui est le fait d'un auteur sériel. Cette méthode montre une bonne efficacité lorsque les cas surviennent à des intervalles de temps assez rapprochés, mais détecte plus difficilement des cas éloignés. Dans tous les cas, la détection d'un pattern de rupture n'est qu'une forme d'alerte indiquant une anomalie dans les données et nécessite une analyse. Dans le cas des traces de semelles, il s'agit de contrôler l'existence de liens entre les traces au travers de leur comparaison consécutivement à la détection du pattern de rupture.

Mais la détection de patterns de rupture ne constitue qu'une méthode complémentaire dans la détection de liens entre traces de semelles. Comme nous l'avons décrit au chapitre 5, dans le processus d'exploitation des traces de semelles, la recherche de liens entre traces devrait avoir lieu systématiquement, lors de l'insertion de chaque nouvelle trace dans la banque de données. La détection des liens devrait donc intervenir avant même qu'un changement ne soit observé sur les courbes cumulatives des motifs. Ce processus d'exploitation implique donc que le rôle du praticien forensique ne se limite pas à la collecte des traces sur les lieux et à la vérification des hypothèses émises par les analystes ou les enquêteurs au travers des traces. Il émet lui-même des hypothèses qu'il confirme, ou infirme, pour aboutir à l'établissement de liens entre des affaires, permettant ainsi la détection de répétitions d'activités criminelles.

Nous avons précédemment défini un lien comme la relation entre deux entités lorsque l'hypothèse de communauté de source entre leur source respective est acceptée. L'établissement d'un lien nécessite donc, en plus de la détermination du motif, d'observer les autres caractéristiques d'une trace (taille,

²⁸ Grossrieder (2017) définit le pattern criminel comme « *un modèle spécifique représentant d'une façon schématique les récurrences et les anomalies dans la structure d'un comportement litigieux individuel ou collectif* ».

usures, autres caractéristiques acquises, etc.) qui constituent une partie de son profil. Ce dernier est ensuite comparé à celui des autres traces de la même classe. Dans un deuxième temps, les similitudes et dissemblances observées sont évaluées afin de déterminer si elles viennent à l'appui ou à l'encontre de l'hypothèse d'une source commune.

Mais il est essentiel de distinguer les étapes que comporte l'exploitation des traces de semelles dans le cadre du renseignement forensique. Comment passe-t-on d'une collection de traces prélevées sur les lieux à leur exploitation dans l'analyse de phénomènes criminels ? La première étape est la mise en évidence de concordances entre deux traces parmi l'ensemble des traces collectées, autrement dit la détection de liens supposés. Ce sera l'objet de la première partie de ce chapitre dans laquelle nous observerons comment la classification des traces dans une banque de données peut supporter cette détection. La seconde étape est la décision quant à l'établissement, ou non, du lien entre ces deux traces. Celle-ci consiste à réaliser une inférence qui, à partir de l'observation de similitudes entre deux traces, aboutit à l'acceptation ou la réfutation de l'hypothèse d'une source commune entre ces traces. La deuxième partie de ce chapitre explorera les mécanismes et les conditions que suppose l'établissement de ces liens. Et finalement nous nous intéresserons à l'étape d'exploitation des liens établis : dans la dernière partie de ce chapitre, nous analyserons, au travers de deux exemples, quel peut être l'apport de la trace de semelle à un processus de renseignement criminel.

8.1 De la classification à la détection du lien

Dans cette section, nous nous intéresserons exclusivement aux données récoltées sur des scènes de d'infractions contre le patrimoine, une fois qu'elles ont été classifiées par motif. Si la détermination du motif d'une trace permet d'éliminer la plus grande partie des traces de la banque de données comme ayant potentiellement une source commune, aucune comparaison n'a encore été effectuée à ce stade. La comparaison de traces présentant un même motif a pour but de décider si elles ont une source commune et donc d'inférer l'existence d'une relation entre les cas où elles ont été prélevées comme nous l'avons exposé à la section 4.1. Elles sont effectuées manuellement et prennent un certain temps, de telle sorte qu'il n'est pas envisageable de comparer chaque trace avec l'ensemble des traces présentant le même motif de manière exhaustive. Il a été estimé qu'une comparaison entre traces de deux cas nécessite en moyenne 6 minutes pour être réalisée (Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles, 2014). Cette moyenne tient compte du fait que certaines peuvent aboutir rapidement à une exclusion alors que d'autres prendront plus de temps.

Pour illustrer cette impossibilité à effectuer des comparaisons exhaustives, nous avons extrapolé le nombre de comparaisons que cela représenterait en une année pour le service forensique neuchâtelois. En ne comptant qu'une seule trace par motif et par cas, une comparaison exhaustive de

toutes les traces présentant un même motif induirait 33'000 comparaisons trace-trace par année. En termes de personnel, cela équivaldrait à mobiliser 10 à 15% de l'effectif de ce service uniquement pour cette tâche. Une telle mobilisation n'est pas envisageable pour un service qui doit assumer l'ensemble des tâches de police scientifique pour un canton. Mais quand bien même les ressources en personnel seraient suffisantes, cette démarche n'aurait que peu de sens. Comme nous le verrons ci-après, les cas pour lesquels des liens ont été détectés entre eux ne se répartissent pas uniformément dans le temps et dans l'espace, mais montrent, au contraire, une tendance à être temporellement et spatialement proches.

Dès lors que la recherche de liens par comparaisons des traces ne peut pas être exhaustive, cela veut dire qu'une sélection doit être effectuée. Des données dont nous disposons, il n'est pas possible de déterminer quels sont les critères employés pour sélectionner les comparaisons qui seront effectuées²⁹. Néanmoins, la pratique nous montre de manière empirique que les premières comparaisons sont souvent effectuées avec les traces les plus récentes. A Neuchâtel, les personnes qui comparent les traces les ont, en principe, prélevées elles-mêmes sur les lieux. Il est donc assez aisé de cibler les comparaisons les plus pertinentes. Jusqu'ici, il n'existe pas de règle ou de modèle définissant quelles sont les comparaisons les plus pertinentes à comparer en premier, ni celles qui ont le plus de chance d'aboutir à la détection d'un lien. Autrement dit, il n'y a pas de modèle établissant quelles sont les chances a priori que deux traces proviennent de la même source.

Dans le contexte de la criminalité de volume, il est établi qu'une minorité d'auteurs est responsable d'une majorité des délits qu'ils commettent à répétition (Caspi et al., 2016; Cusson, 2005; Heaton, 2000; Ratcliffe, 2008). Il a également été démontré que ces auteurs dits prolifiques procèdent avec certaines habitudes et que les caractéristiques de leurs agissements présentent une forme de reproductibilité, par exemple dans le choix de la cible, du modus operandi ou encore de la distance parcourue pour commettre leur délit, etc. (voir p. ex. Bennell et Canter, 2002; Bennell et Jones, 2005; Brantingham et Brantingham, 1981).

Nous proposons donc d'utiliser les données spatio-temporelles des cas où des traces sont prélevées afin de nous renseigner sur la chance a priori que deux traces proviennent de la même source sachant qu'elles présentent le même motif. Nous souhaitons donc déterminer si un modèle pourrait être capable de prédire la chance que la comparaison de deux traces aboutisse à la détection d'un lien. Dans la perspective d'une banque de données de traces de semelles, un tel modèle permettrait d'orienter l'utilisateur sur les comparaisons à effectuer en premier.

²⁹ Les comparaisons trace-trace n'aboutissant pas à l'établissement d'un lien ne sont pas consignées, contrairement aux comparaisons trace – référence. D'un point de vue temporel, nous avons observé que dans 82% des cas, le délai entre la collecte de la trace et l'établissement du standard comparé est de moins de 12 mois, et pour 96% des cas de moins de 2 ans, la moyenne se situant proche des 8 mois.

Nous avons donc observé le délai écoulé entre chaque apparition de chaque motif dans la banque de données neuchâteloise sur des cas d'infractions contre le patrimoine entre 2009 et 2013. Parmi ces cas, certains sont considérés comme liés, c'est-à-dire que l'on a admis comme vraie l'hypothèse que les traces proviennent de la même source, et d'autres non. Cette variable lié/non-lié est obtenue directement à partir des données brutes extraites de la banque de données neuchâteloise. L'intervalle entre les cas a été limité à 2 ans. La répartition de ces écarts temporels est présentée en figure 42. Celle-ci démontre très clairement que les liens entre cas sont établis entre des cas très rapprochés dans le temps puisque 94% lient des cas séparés de moins de 2 mois. Au contraire, les écarts de temps entre les cas sur lesquels un motif similaire a été observé mais qui n'ont pas été considérés comme liés présentent une distribution relativement uniforme sur l'ensemble de la période.

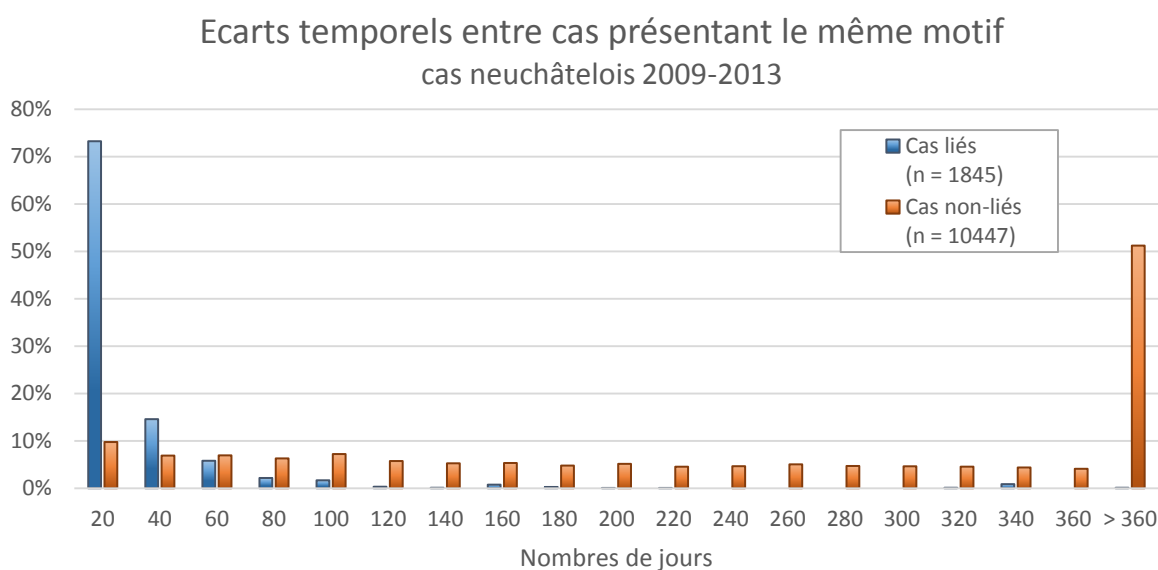


Figure 42: Répartition des intervalles de temps entre deux apparitions consécutives du même motif pour des cas considérés comme liés et non liés. Données du service forensique de Neuchâtel entre 2009 et 2013, extraites en décembre 2014.

La rapide décroissance de la distribution des cas liés peut s'expliquer par le fait que la semelle d'une chaussure évolue dans le temps. Une paire de chaussures utilisées pendant plusieurs mois va nécessairement s'user et donc montrer des caractéristiques différentes. Si la même paire de chaussure est utilisée pour commettre deux cas espacés de plusieurs mois, le lien entre les traces de ceux-ci pourrait ne pas être détecté en raison de trop grandes différences d'usures. De plus, un auteur peut également se débarrasser de ses chaussures. Mais cette décroissance pourrait également être influencée par un biais possible dans ces données dû à une sélection des données comparées par les inspecteurs. S'ils savent par expérience que liens sont trouvés parmi les traces les plus récentes, il est possible qu'ils tendent à limiter leurs recherches aux traces les plus récentes. Si les comparaisons ne sont effectuées qu'avec les traces apparues dans les deux derniers mois et pas plus loin, des liens plus anciens pourraient ne pas être détectés. Il s'agit ici de données opérationnelle pour lesquelles nous ne connaissons pas la réalité des faits (ou *ground truth*). Il est donc difficile d'estimer dans quelles

proportions la distribution des liens dans le temps est représentative de l'activité des auteurs, de la durée de vie des chaussures et de la façon d'effectuer les recherches dans la banque de données.

Nous pouvons comparer cette distribution avec celle des liens ADN. Afin de vérifier si la distribution des écarts temporels entre deux cas est spécifique aux traces de semelles, nous avons extrait les mêmes données pour les profils ADN. Sur la même période et le même type de cas, nous avons mesuré l'intervalle de temps entre deux observations consécutives d'un même profil ADN. La comparaison des deux distributions est présentée à la figure 43. Elles ont été comparées à l'aide du test de Kolmogorov–Smirnov dont l'hypothèse nulle est que les deux échantillons présentent la même distribution. En l'occurrence le résultat du test conduit à rejeter l'hypothèse nulle ($p < 0.01$). Nous observons effectivement un certain décalage vers la droite, c'est-à-dire que les liens établis grâce à l'ADN lient des cas plus espacés que les liens basés sur les traces de semelles. Cette différence n'élimine donc pas la possibilité d'un biais dans les données des traces de semelles dû à la période de recherche dans la banque de données. Mais elle peut aussi s'expliquer par le fait que le profil ADN d'un auteur reste le même dans le temps contrairement à ses chaussures. De plus, la décision d'analyser un prélèvement biologique dans une affaire dépend également d'autres facteurs. Par exemple, l'identification de l'auteur par d'autres moyens (par trace de semelle ou papillaire) va influencer la décision d'analyser ou non l'ADN (Bitzer et al., 2015; Bitzer et al., 2016). Si un auteur est appréhendé peu de temps après la commission de plusieurs délits avec des chaussures permettant de l'y rattacher, il est probable qu'aucune analyse ADN ne soit entreprise.

Nous ne pouvons donc pas établir que la distribution des liens détectés dans le temps soit parfaitement représentative des liens effectivement existants et qu'elle ne soit pas biaisée par des recherches limitées dans la banque de données. Mais en l'absence d'autres données sur l'apparition dans le temps des liens traces de semelles, nous utiliserons cette distribution dans notre modèle, tout en restant conscient de ces limitations.

Les mêmes observations ont été effectuées sur les données par rapport à la distance géographique entre deux cas. Pour chaque apparition consécutive d'un motif sur deux cas, les distances euclidiennes et de Manhattan³⁰ ont été mesurées. La distribution de ces distances euclidiennes selon que les cas ont été considérés comme liés (même auteur) ou non (auteurs différents) est rapportée à la figure 44. On observe nettement que la distance séparant deux cas liés est plus faible que deux cas non liés mais présentant un même motif. Des distributions très similaires sont obtenues en utilisant les distances de Manhattan. A nouveau, nous pourrions soupçonner que les liens sont plus facilement détectés lorsque les cas sont proches et qu'il existerait un biais dû à une sélection des comparaisons effectuées.

³⁰ La distance euclidienne est la distance mesurée en ligne droite entre deux points. La distance de Manhattan est la mesure de la distance séparant deux points lorsqu'on ne peut se déplacer que verticalement et horizontalement le long d'un quadrillage perpendiculaire.

Ecarts temporels entre cas liés par semelles et ADN cas neuchâtelois 2009-2013

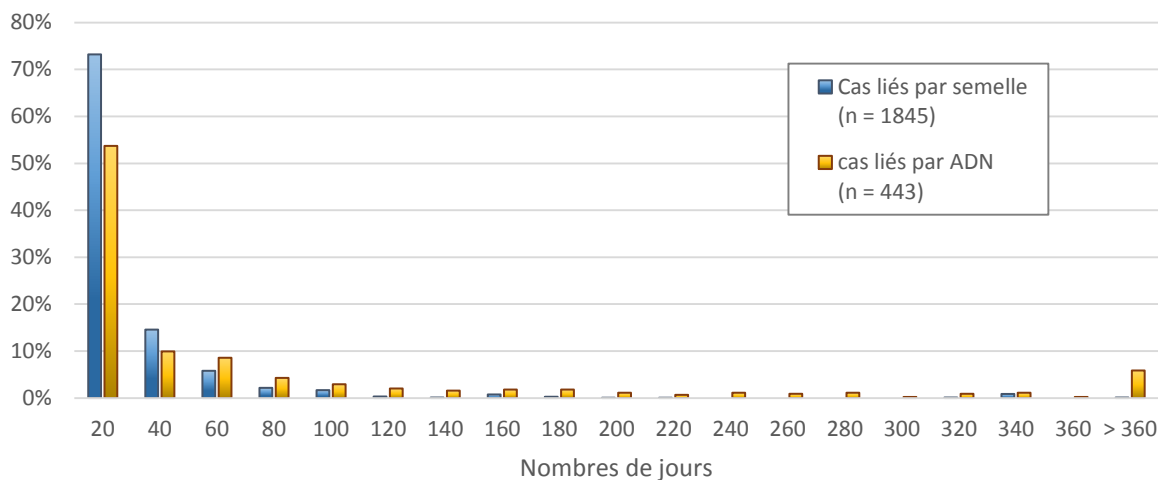


Figure 43: Comparaison des distributions des intervalles de temps entre deux cas consécutifs liés par traces de semelles et par ADN. Données du service forensique de Neuchâtel entre 2009 et 2013, extraites en décembre 2014.

Distance entre cas présentant un même motif cas neuchâtelois 2009-2013

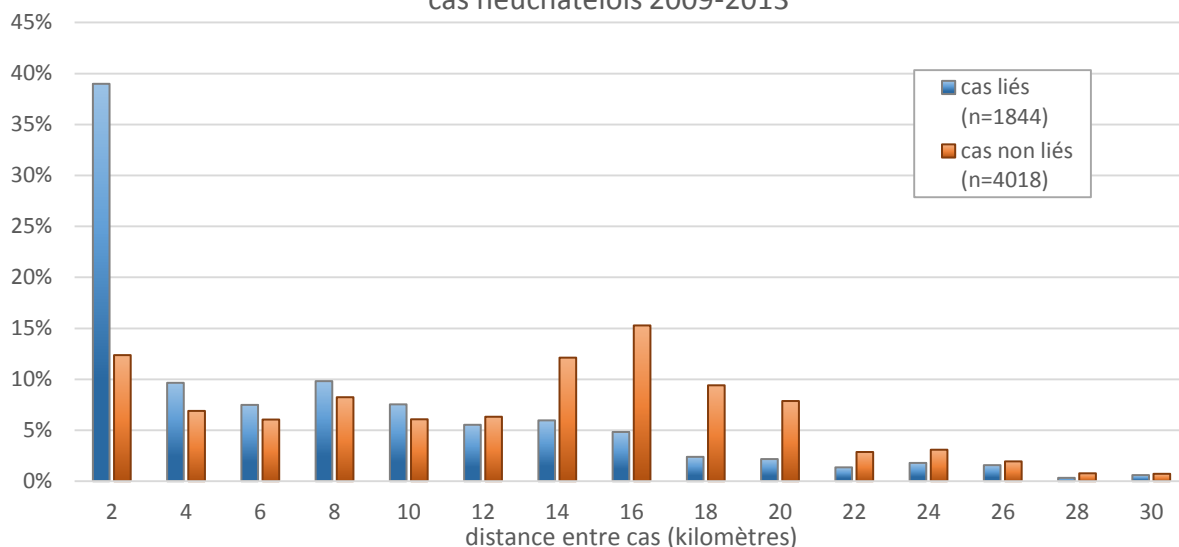


Figure 44: Répartition des distances (euclidiennes) entre deux apparitions consécutives du même motif pour des cas considérés comme liés et non liés. Données du service forensique de Neuchâtel entre 2009 et 2013, extraites en décembre 2014.

En comparant la répartition des distances entre cas liés par traces semelles et ceux liés par ADN, nous observons à la figure 45 qu'elles sont extrêmement similaires. Ceci est confirmé par un test Kolmogorov-Smirnov dont l'hypothèse nulle que les deux échantillons présentent même la distribution ne peut pas être rejetée ($p=0.15$). Ce qui tend à infirmer la présence d'un biais de sélection dans la détection des liens par traces de semelles.

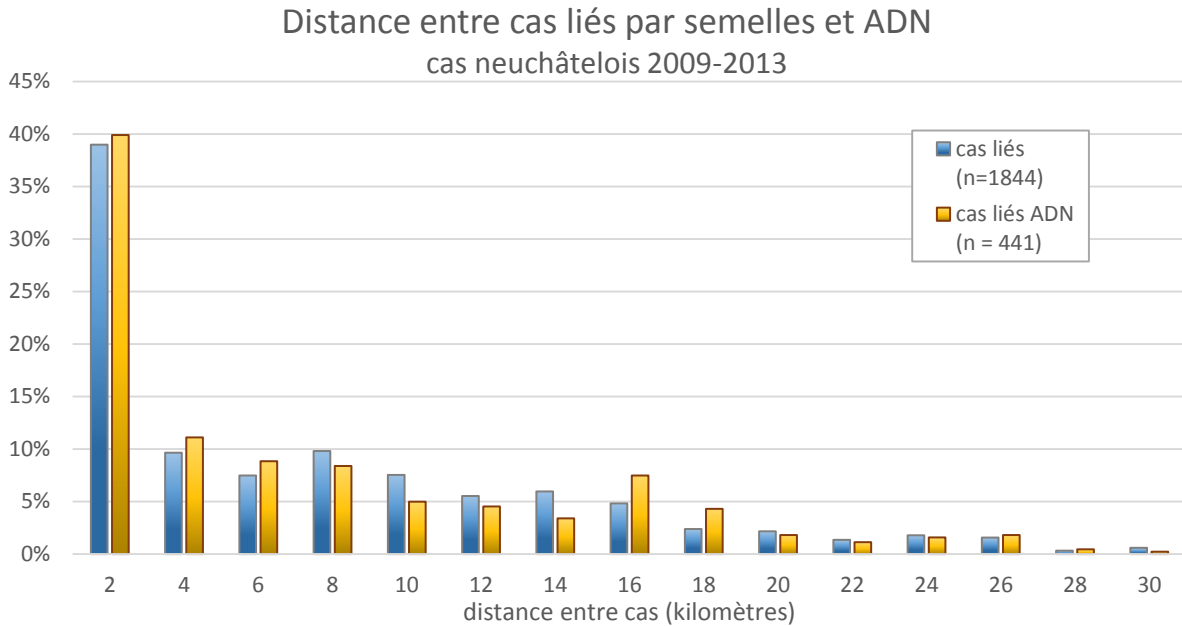


Figure 45: Comparaison des distributions des distances entre deux cas consécutifs liés par trace de semelle et par ADN. Données du service forensique de Neuchâtel entre 2009 et 2013, extraites en décembre 2014.

A noter également que nous n'observons pas de corrélation entre les variables temps et distance sur des cas liés par trace de semelles ($r = 0.02$). Une répétition de cas sur une courte période n'implique pas qu'ils soient géographiquement rapprochés et inversement.

La dernière variable que nous pris en compte est la fréquence relative du motif observée sur une année. Le calcul est effectué en divisant le nombre d'observations faites du motif divisé par le nombre d'observations total. Un cas est considéré comme une observation, peu importe le nombre de traces prélevées sur celui-ci.

Nous avons aléatoirement divisé en deux notre jeu de données. La première moitié constitue le jeu d'entraînement et la deuxième celui de validation. Une régression logistique multinomiale (Rakotomalala, 2015) a été effectuée sur le jeu d'entraînement avec comme variables explicatives la distance et l'écart temporel entre deux cas et la fréquence relative du motif, et comme variable expliquée le lien entre deux cas qui peut être vrai ou faux (binaire). La régression logistique multinomiale permet de prédire la probabilité d'appartenance à une catégorie plutôt qu'à une autre en fonction de variables indépendantes. Si X_1 , X_2 et X_3 sont les variables indépendantes permettant de prédire l'appartenance aux catégories C_1 ou C_2 , alors la régression logistique multinomiale permet d'obtenir les coefficients des variables X tel que :

$$\ln\left(\frac{P(C_1)}{P(C_2)}\right) = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4$$

Les coefficients β expriment l'effet des variables X sur le logarithme naturel des chances d'appartenance à l'une ou l'autre des catégories.

8 – De la classification par motif à l'établissement du lien

Les résultats de l'analyse sur le jeu de donnée de test sont décrits dans le tableau ci-dessous. Les coefficients beta sont donnés pour les données brutes ainsi que pour les données normalisées entre 0 et 1. Cette normalisation permet d'observer laquelle des variables a le plus d'effet sur la prédiction. Les valeurs p indiquent la significativité de chaque mesure sur le résultat final.

Tableau 3: résultats de la régression logistique multinomiale appliquée sur le jeu de données d'entraînement (652 cas liés et 8278 cas non liés).

	temps β_1	distance β_2	fréquence β_3	β_4
Variables brutes	-0,0389	-0,00007	-32,849	1,894
Variables normalisées	-27,995	-2,946	-2,232	1,861
p-valeurs	$1,5 \cdot 10^{-155}$	$8,0 \cdot 10^{-30}$	$4,3 \cdot 10^{-31}$	$9,22 \cdot 10^{-86}$

Ces résultats nous confirment que les variables temps, distance et fréquence influent significativement sur la classification avec des p valeurs extrêmement faible. Les coefficients des variables normalisées indiquent que c'est l'écart de temps entre deux cas qui joue le plus grand rôle dans la prédiction. L'application des coefficients β aux données nous donne le logarithme naturel du rapport de probabilités que deux cas liés $P(\text{lien})$ ou non liés $P(\overline{\text{lien}})$, sachant qu'un même motif M y a été observé. Donc les chances a posteriori nous sont données par :

$$\text{chances a posteriori} = \left(\frac{P(\text{lien}|M)}{P(\overline{\text{lien}}|M)} \right) = e^{\beta_1 \text{ temps} + \beta_2 \text{ distance} + \beta_3 \text{ fréquence} + \beta_4}$$

Les valeurs négatives des coefficients β indiquent logiquement l'influence des variables. Plus les écarts en temps et en distance entre deux cas sont grands et plus la fréquence du motif est élevée, moins les cas ont de chances a priori d'être liés. Nous pouvons donc calculer les chances a posteriori pour le jeu de données de validation afin d'observer si ce modèle permet effectivement de prédire si deux cas présentant le même motif son liés ou non³¹. Les résultats sont présentés à la figure 46 sous la forme d'un *Tippett plot* avec les répartitions des chances calculées pour des cas liés (en bleu) et des cas non liés (en rouge). La ligne verticale en trait-tillés représente la zone de chances équivalentes (le rapport des probabilités est égal à 1). Les distributions sont relativement bien séparées mais le modèle donne pour 13% des cas liés une chance inférieure à 1 d'être liés (faux négatifs). Pour les cas non liés, il y a

³¹ Les jeux de données d'entraînement et de validation contiennent les mêmes proportions de cas liés et non-liés : respectivement 922 et 2009 cas de chaque catégorie dans chacun des deux jeux de données. Deux cas présentant un même motif ont donc une chance a priori d'être lié de 0.46.

4.6% de faux positifs pour lesquels une chance d'être lié supérieur à 1 a été obtenue. Les chances calculées pour les cas liés s'étendent entre 0.005 et 2.2 au maximum. Par contre, les chances calculées pour les cas non liés vont de $3.1 \cdot 10^{-6}$ à 2.1. On voit donc que le modèle permet de prédire avec beaucoup plus de force que deux cas sont non liés que liés.

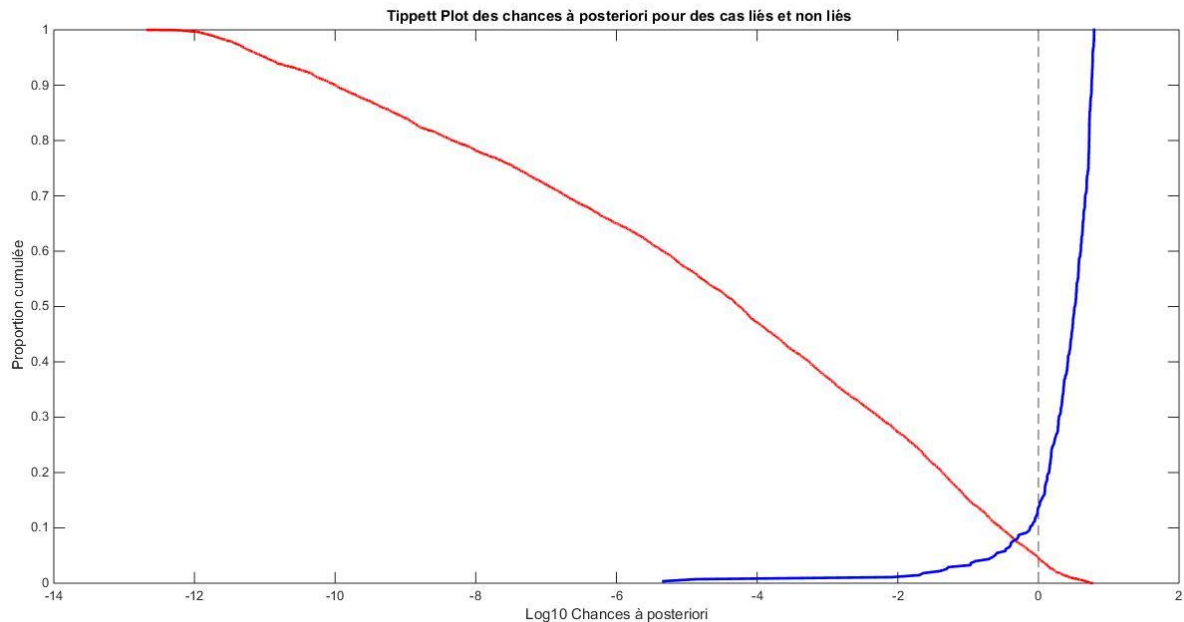


Figure 46: Tippett plot des chances a posteriori calculées à partir du modèle de régression logistique appliqué au jeu de données de validation pour des apparitions de motifs dont les cas sont liés (en bleu) et non liés (en rouge).

La figure 47 décrit les mêmes résultats, avec les chances calculées qui ont été converties en scores normalisés entre 0 et 1³². Les deux distributions ne sont pas parfaitement séparées et se croisent au score de 0.86 avec 10% des cas liés en-dessous de ce seuil et 8.72 des cas non liés en-dessus. Notons encore que le modèle présenté ici utilise la distance euclidienne entre les cas. L'emploi de la distance de Manhattan dans la régression logistique ne montre aucune différence significative ni dans le calcul des chances ni dans la séparation des distributions.

Dans la mesure où nous travaillons sur des données réelles directement extraites d'une banque de données opérationnelle et dont la vérité des faits nous est inconnue, la catégorie dans laquelle sont placées les données (liés ou non liés) provient directement de ce qui a été inscrit dans cette banque de données. Elles peuvent donc contenir des erreurs de type I ou II, ou encore des erreurs de saisie et dont la détection systématique est presque impossible. Afin de diminuer ce risque et permettre leur éventuelle détection et correction, un délai d'une année a été laissé entre les données les plus récentes et leur extraction (données pour des cas entre 2009 et 2013, extraction réalisée fin 2014). Bien

³² Tous les résultats ont été soustraits d'une constante de manière à ce que le plus faible égale 0. Puis chaque résultat a été divisé par une constante de façon à ce que le plus grand résultat soit égal à 1.

qu'imparfaites, ce sont les seules données à notre disposition permettant d'effectuer ce genre d'expérience.

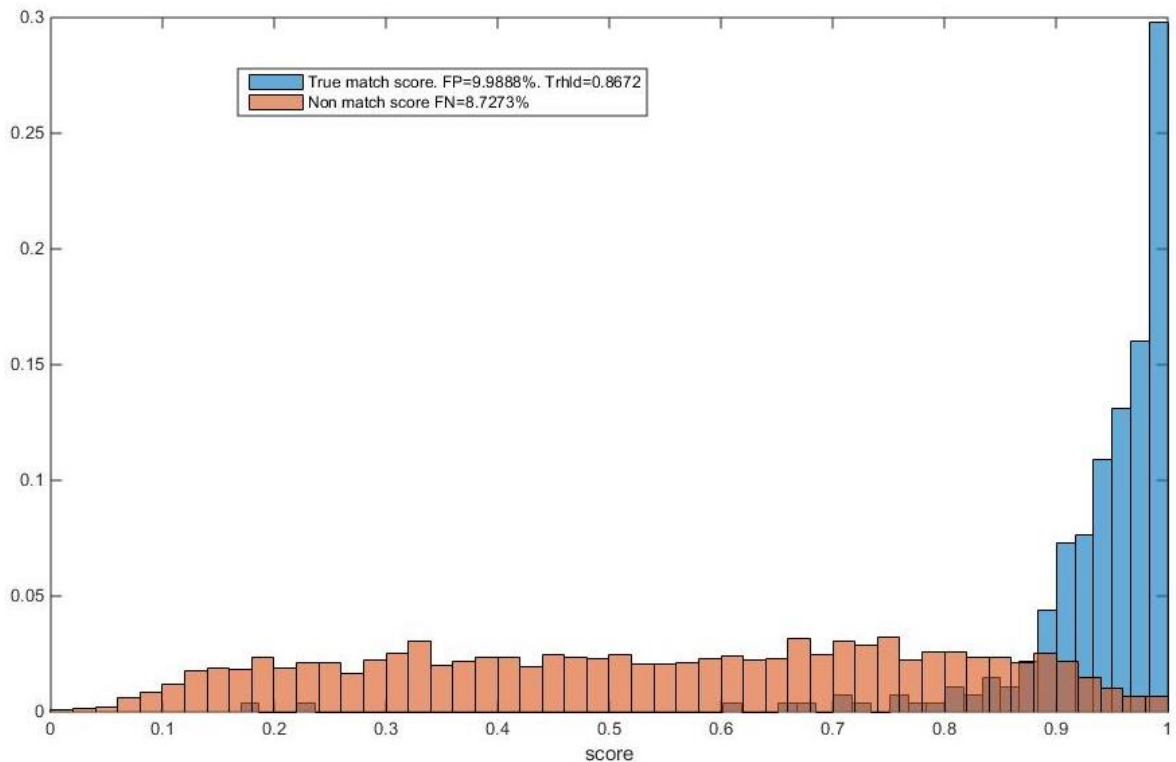


Figure 47: Application du modèle obtenu à partir de la régression logistique multinomiale sur les données du jeu de validation. En bleu, la distribution des scores pour des cas liés (652) et en rouge pour des cas non liés (8114). Les chances calculées ont été converties en scores normalisés entre 0 et 1.

Conscient que le modèle de régression logistique proposé ici repose sur des données imparfaites, nous avons étudié en détails les comparaisons de cas situées aux extrémités des deux distributions de la figure 47. En l'occurrence, il s'agit des trois comparaisons de cas considérés comme liés dans la banque de données neuchâteloise mais ayant obtenu des scores inférieurs à 0.22 et de dix comparaisons de cas considérés comme non liés mais ayant obtenu des scores supérieurs à 0.99.

L'examen des cas liés ayant obtenu les moins bons scores nous révèle qu'ils font tous partie de la même affaire impliquant un seul auteur, selon les informations obtenues par l'enquête. Ce dernier a agi à trois reprises en 2010 sans être identifié. Sur les trois cas qu'il a commis cette année-là, le même motif de semelle et le même profil ADN ont été observés mais ceux-ci étaient alors inconnus dans les banques de données. Puis le même auteur a commis un nouveau méfait en 2012 où le même motif et le même profil ADN ont été observés, toujours inconnus de la police. En 2013, son ADN a été prélevé dans le cadre d'une autre affaire et son analyse a permis de le mettre en cause pour les cas de 2010 et de 2012. En observant la chronologie de l'établissement des liens dans la banque de données, nous avons découvert que le lien entre les cas de 2010 et le cas de 2012 n'a été réalisé qu'après l'analyse des traces ADN. Il avait certes été relevé qu'ils présentaient des traces de motifs similaires, mais aussi

que ces traces présentaient des différences. Or, il n'était pas possible d'établir à ce moment-là si ces différences provenaient de l'usure d'une paire de chaussures utilisées à deux ans d'intervalle ou s'il s'agissait de deux paires de chaussures différentes. Ce n'est qu'en 2013, suite aux aveux et aux explications de l'auteur, qu'il a été réalisé que les traces de 2010 et celles de 2012 avaient été laissées par les mêmes chaussures. Or les trois moins bons scores obtenus proviennent justement de la comparaison du cas de 2012 avec chacun des cas de 2010. Si le modèle ne permet pas de mettre en évidence ces liens, ils sont de toute manière difficiles à établir dans ce genre de cas de figure, principalement à cause de la nature variable des semelles dans le temps.

L'examen des dix comparaisons de cas étiquetées comme non liés ayant obtenu les meilleurs scores (supérieurs à 0.99) nous montre que pour neuf d'entre elles, il s'agit d'une erreur de saisie dans la banque de données. En l'occurrence pour chaque paire, les cas comparés ont eu lieu le même jour, à une distance inférieure à 2 kilomètres (voire dans le même immeuble) et selon des modus similaires. Les liens supposés entre ces cas ont été relevés par les inspecteurs mais ont été incorrectement saisis dans la banque de données. Ce qui a eu pour résultat qu'ils ont été étiquetés comme non liés lors de l'extraction des données alors qu'ils sont considérés comme liés pour les enquêteurs. Pour deux paires de ces cas, l'ADN a confirmé le lien fait par traces de semelles. Pour la dixième comparaison de cas, il s'agit de deux cas commis la même nuit dans la même ville sur deux commerces. L'inspecteur scientifique a bien relevé que le même motif y avait été observé mais la qualité des traces ne lui permettait pas d'effectuer une comparaison suffisante et a choisi de ne pas inscrire le lien.

La mise en évidence de ces cas extrêmes par le modèle de régression nous permet également d'envisager son emploi sous une forme de mécanisme d'assurance qualité. Les cas liés mais présentant un score faible ou des cas non liés mais avec un haut score sont en effet ceux qui présentent le plus grand risque de constituer des erreurs (de type I ou de type II). Un service souhaitant effectuer des vérifications des conclusions établies sur des liens trace-trace pourrait ainsi utiliser ce score pour cibler les cas pour lesquels une vérification serait le plus pertinent.

Nous savons que ce modèle repose sur des données imparfaites, mais ces constatations tendent à renforcer la confiance que l'on peut lui accorder. Dans tous les cas, ces résultats permettent de mettre en perspective l'intérêt d'exploiter les traces de semelles dans leur contexte, par rapport à une exploitation à l'aveugle, uniquement basée sur l'information contenue dans la trace. Une autre manière de représenter le résultat de l'application de ce modèle est l'efficacité du tri des traces présentant un même motif lorsqu'une nouvelle trace entre dans le système. Nous avons donc observé pour chaque cas possédant un lien avec d'autres cas dans la banque de données, à quel rang se trouvait le bon candidat parmi les cas non liés présentant un même motif sur la base du score obtenu par le modèle de régression.

8 – De la classification par motif à l'établissement du lien

L'interface graphique développée pour cette représentation des données est présentée à la figure 48. Elle permet de reconstituer l'état de la banque de données neuchâteloise au moment où chaque cas est survenu et de représenter dans le temps et dans l'espace les autres cas présentant un motif similaire survenus précédemment.

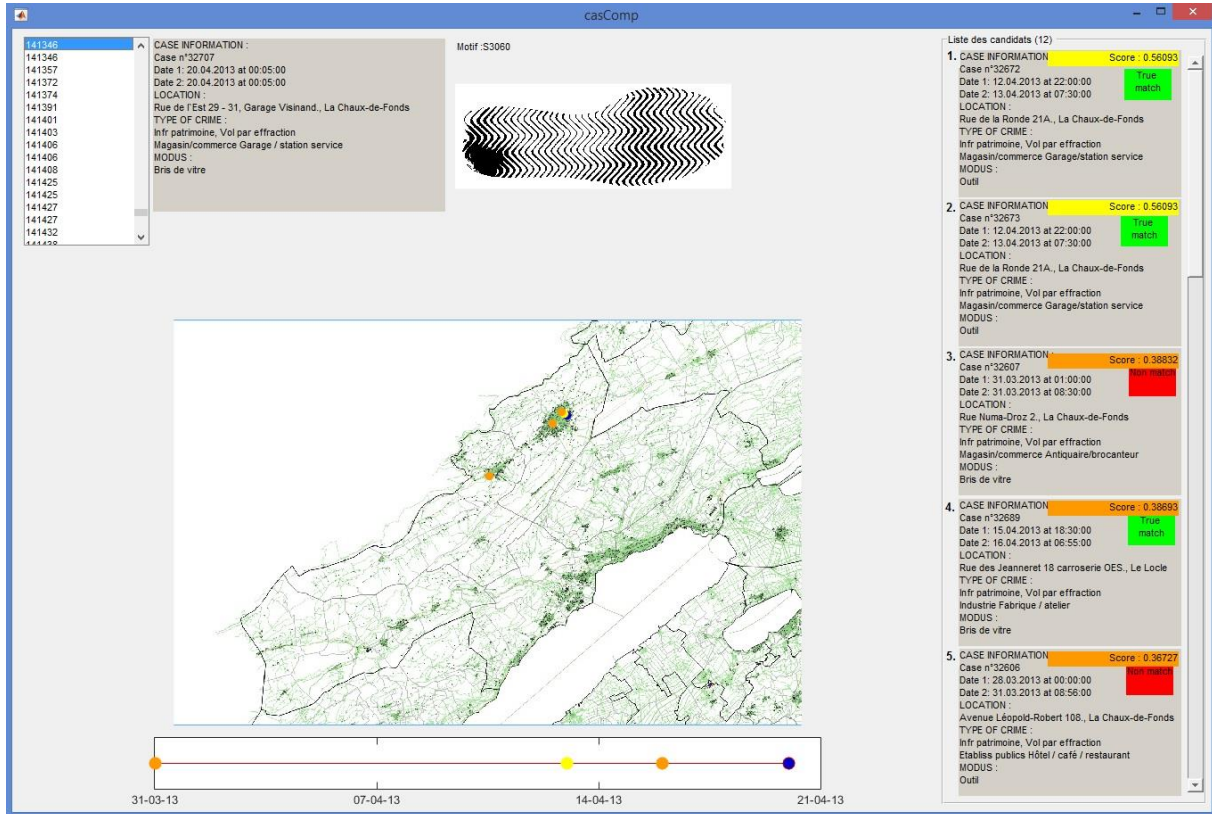


Figure 48: Aperçu de l'interface graphique développée pour examiner les résultats du tri effectué sur la base du score calculé à partir du modèle de régression logistique. Elle reconstitue l'état de la banque de données au moment où chaque cas est survenu en affichant les cas présentant le même motif précédemment enregistrés. Ces cas peuvent être situés sur une carte ainsi que sur une échelle temporelle.

En conclusion, lorsqu'un cas lié est présent dans la banque de données, l'application de cette méthode de tri nous permet généralement de l'obtenir en tête de liste dans la très grande majorité des cas. La figure 49 montre que dans plus de 90% des cas, il arrive au premier rang et dans 97% des cas dans les 2 premiers rangs. Ainsi, bien que la séparation des distributions des scores entre cas liés et non liés telle que décrit à la figure 47 ne soit pas optimale, le modèle permet de trier les candidats de manière très efficace au moment de la classification. S'il est difficile de prédire si deux cas sont liés ou non sur la base de la valeur absolue du score, les valeurs relatives des scores permettent de déterminer efficacement, a priori, quelles sont les comparaisons les plus pertinentes à effectuer.

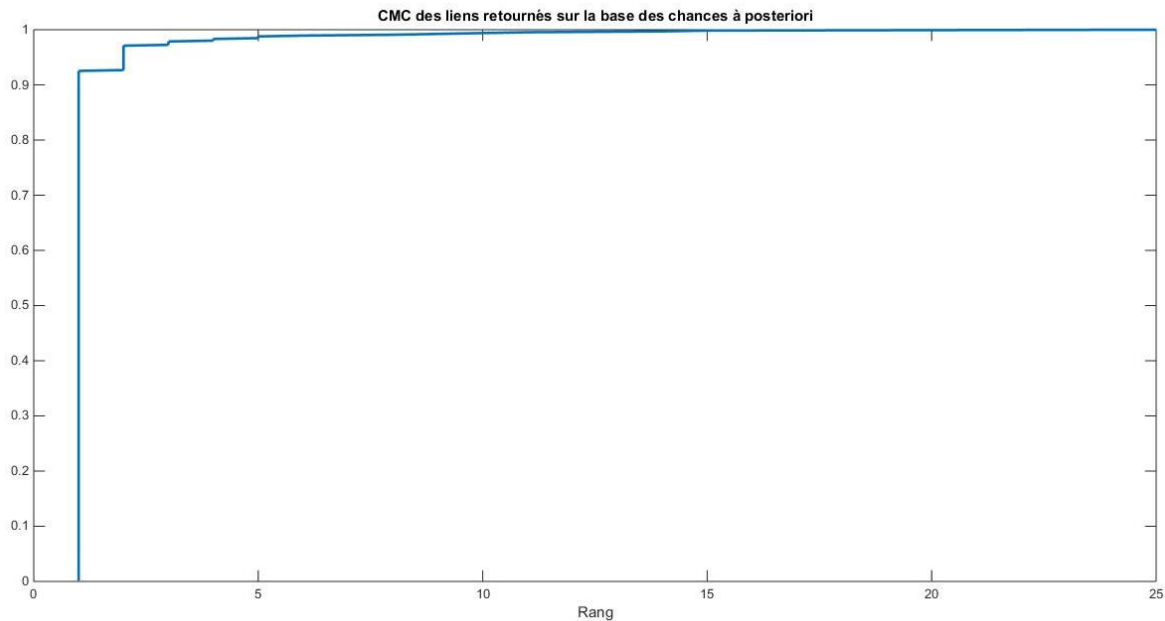


Figure 49: CMC des liens retrouvés par les cas présentant un même motif sur la base du calcul du score à partir du modèle de régression logistique ($n = 652$)

Ces résultats démontrent donc l'intérêt d'exploiter les traces de semelles de manière contextualisée, conjointement avec les données spatio-temporelles des cas auxquels elles sont associées. Leur utilisation permet de cibler les comparaisons les plus pertinentes. Dans la pratique, les recherches effectuées dans les banques de données de semelles opérationnelles se font généralement déjà sur la base du critère temporel. Empiriquement, les praticiens savent bien que les comparaisons à réaliser en premier sont à faire avec les traces récentes. S'agissant d'une étape réalisée manuellement, elle implique un investissement conséquent en ressources. Il n'est pas envisageable d'effectuer des comparaisons exhaustives de toutes les traces entre-elles et de façon systématique. Ceci d'autant plus qu'on se situe ici dans le cadre de criminalité de volume, pour laquelle les ressources qu'un service peut se permettre d'allouer à chaque cas sont nécessairement limitées. Nous relevons au passage que Porter (2016) a également employé la régression logistique dans une approche statistique de la recherche de liens entre des cas avec un certain succès. Et bien qu'il base son étude sur des données de cambriolages dans une grande ville d'Amérique du nord, ses résultats montrent également que la variable la plus influente est celle du temps écoulé entre deux cas. Dernièrement, mentionnons encore les travaux de Bernasco (2008) qui, en travaillant sur des cas de cambriolages aux Pays-Bas, arrivent également à la conclusion que les données spatio-temporelles peuvent être valablement employées dans la détection de liens.

Cependant, il est possible qu'en se focalisant sur ces données spatio-temporelles, des liens risquent de ne pas être détectés entre des cas éloignés dans le temps et l'espace. L'exemple cité précédemment des cas liés ayant obtenus les moins bons scores nous le démontre. Une recherche de lien basé

uniquement sur les chances a posteriori des cas d'être liés serait donc une source de *linkage blindness*, selon le terme défini par Egger (1984). Si une recherche exhaustive et systématique n'est pas possible et si l'utilisation des données spatio-temporelles peut être une source de faux négatifs, quelle peut être la solution ? Une piste nous est donnée par Ribaux et al. dans leurs considérations sur l'investigation de scène de crime guidée par le renseignement (Ribaux, Baylon, Lock, et al., 2010). Similairement à notre situation, chaque délit rapporté à la police ne peut pas faire l'objet d'une recherche extensive de traces. Des choix doivent être faits, depuis la décision d'investiguer ou non une scène jusqu'à l'étendue des recherches mises en œuvre. Ces choix sont effectués en fonction de la compréhension de différents types d'informations (ou de connaissances) qui peuvent être catégorisés en quatre niveaux : la connaissance de l'environnement physique dans lequel la recherche doit avoir lieu, l'environnement direct autour de la scène de crime, la connaissance de l'environnement criminel et finalement la situation stratégique dans laquelle se déroulent ces opérations. Ils formalisent ainsi comment la prise en compte d'informations de différents niveaux peut guider utilement la prise de décision quant à la nature et à l'intensité de la recherche de traces sur les lieux.

Nous pouvons transposer le canevas décrit par Ribaux et ses collègues à la recherche de liens dans une banque de données de traces de semelles. Ainsi, un modèle tel que celui proposé précédemment dans la détermination des chances a posteriori est déjà une forme d'utilisation de la connaissance des phénomènes criminels. Et si, lors d'une recherche, aucun lien pertinent n'est retourné, d'autres types de connaissances peuvent permettre de décider de l'intensité à mettre en œuvre. Ce que nous entrevoyons ici, c'est que l'exploitation des traces de semelles, si elle permet de détecter des liens utiles au renseignement criminel, bénéficie également de la connaissance du renseignement. Nous reviendrons à la section 8.3 sur l'intégration de l'exploitation des semelles dans un système de renseignement forensique.

Le modèle de régression logistique appliqué ici se base sur les données collectées dans le canton de Neuchâtel. Il est évident que l'utilisation de données issues d'un autre contexte engendrerait des variations des coefficients. La zone et l'étendue géographiques, les variations dans les phénomènes criminels ou encore la durée de la période prise en compte, sont des facteurs qui peuvent avoir un impact sur ces coefficients. Mais il s'agirait d'utiliser d'autres jeux de données pour l'observer, ce qui n'a pas été entrepris dans le cadre de ce travail. Cependant, les résultats obtenus montrent qu'une classification basée sur le motif associée aux données spatio-temporelles des cas est une méthode efficace dans la détection de liens entre cas. Cette détection n'est qu'une première étape qui permet de sélectionner les comparaisons les plus pertinentes à réaliser. Il s'agit ensuite de décider, à la lumière du résultat des comparaisons, si un lien doit être établi ou non, comme nous allons le voir dans la section suivante.

8.2 L'établissement des liens

Nous avons abordé dans les chapitres précédents la question de la banque de données et de sa structure centrée sur une classification par motif. Or, même si toutes les traces sont classées selon des groupes présentant une caractéristique similaire, cela ne reste qu'une longue liste d'éléments isolés. Lorsqu'une nouvelle trace est collectée sur un évènement puis insérée dans une banque de données, l'identification de son motif ne signifie pas qu'elle partage la même source que les autres traces du même motif. Cette nouvelle trace doit d'abord être comparée aux précédentes et le résultat de cette comparaison être évalué, afin de décider de l'établissement ou non d'un lien.

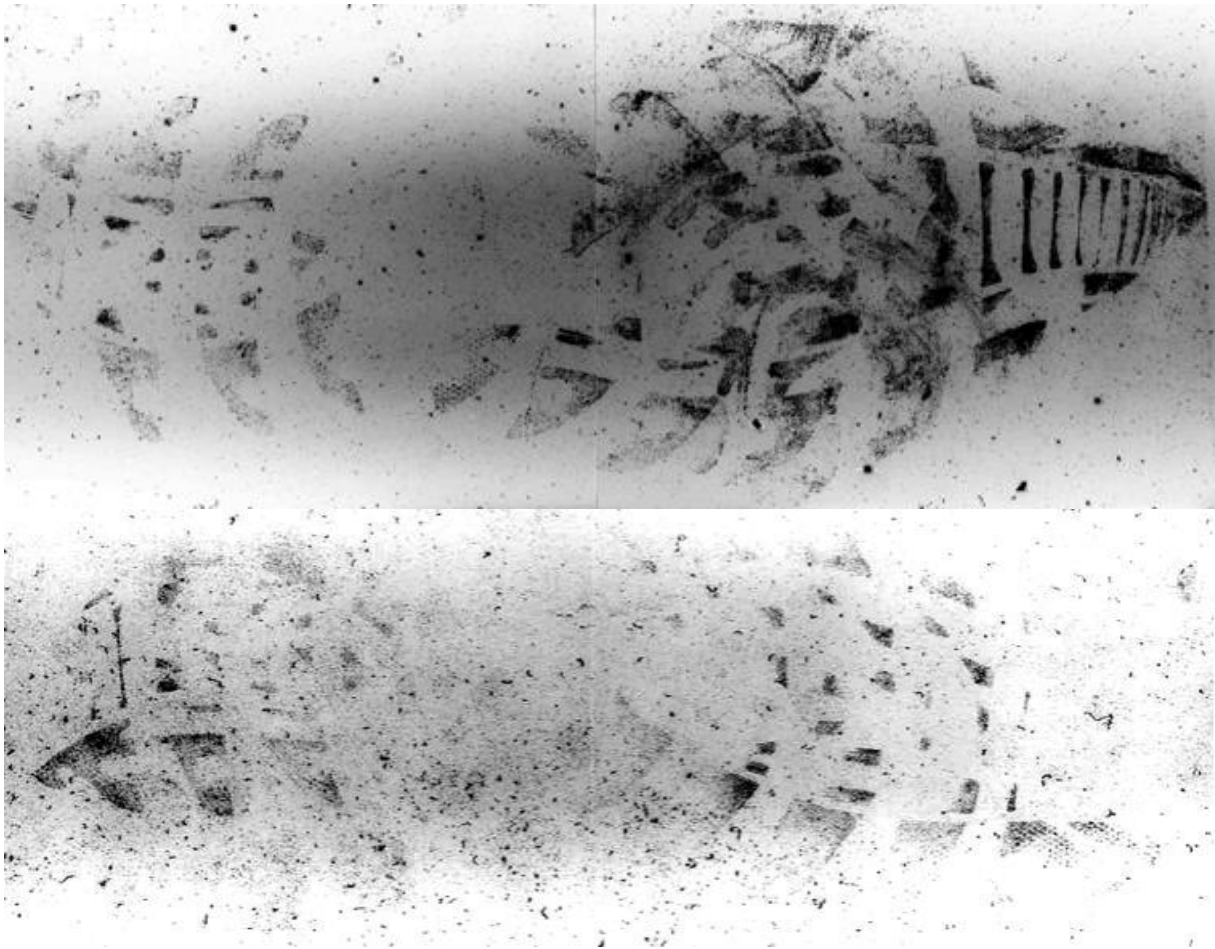


Figure 50: Deux traces prélevées sur deux cas ayant été commis dans deux communes distinctes à 3 jours d'intervalle

Derrière la déposition des deux traces comparées, il existe deux possibilités : soit elles ont été déposées par la même paire de chaussures, soit elles proviennent de deux paires de chaussures différentes. Dans le cas où de franches discordances sont observées, il est possible de retenir la seconde proposition comme vraie assez facilement. Mais dans tous les autres cas, la qualité et la

quantité d'informations à disposition sur les traces ne permettra que rarement de se déterminer définitivement quant à la communauté de source. La figure 50 nous montre l'exemple de deux traces prélevées sur deux cas différents issus d'une même série de cas de cambriolage (la série B, présentée à la section 8.3). Il s'agit là d'une trace de chaussure droite et l'autre d'une chaussure gauche qui présentent un motif similaire. Leur niveau d'usure, sur les zones visibles, sont similaires. Sans détailler plus avant l'évaluation de la force probante d'une telle comparaison (voir chapitre 9 concernant la valeur du motif et Taroni, Bozza et Biedermann (2006) pour l'évaluation d'une comparaison entre deux traces), nous pouvons avancer que le rapport de vraisemblance dans ce cas serait de l'ordre de quelques dizaines à quelques centaines. Cet exemple est tout à fait représentatif des traces qui sont rencontrées quotidiennement.

Nous avons précédemment défini le lien (chapitre 4.1) en tant que *relation entre deux entités, établie au travers d'un raisonnement inférentiel qui aboutit à la décision d'acceptation de l'hypothèse de communauté de source*, avec comme corollaire que son état est binaire : soit l'hypothèse est acceptée et le lien existe, soit elle est rejetée et le lien n'existe pas. Cela ne présage pas pour autant de la forme sous laquelle il sera communiqué ni comment il sera exploité. Ce lien peut en effet être délivré par oral à un enquêteur, sous la forme d'un rapport ou être inséré dans une banque de donnée. Mais dans tous les cas, l'examineur décidera, ou non, d'établir un lien à la fin de sa comparaison.

Dès lors, comment peut-on expliquer le passage d'une comparaison dont la force probante est relativement basse, à l'acceptation de la source commune et l'établissement d'un lien ? Nous trouvons un premier élément de réponse dans les travaux de Rossy et al. (2013) sur l'intégration des liens forensiques dans une banque de données de renseignement criminel : ils définissent la façon de générer les liens basés sur les traces de semelles de la manière suivante : « *A cause des incertitudes entourant le processus, la fréquence du motif et les informations contextuelles du cas sont aussi prises en compte dans l'évaluation de la force du lien issu de la classification [des semelles]. En particulier, cette évaluation est réalisée en tenant compte des phénomènes criminels en court durant la période où les traces ont été collectées. Même si les liens basés sur les motifs de traces de semelles sont souvent faibles, ils sont intégrés à des fins de renseignement dans le but de détecter des séries. Des comparaisons et examens complémentaires sont réalisés ultérieurement [...] lorsque les évaluations doivent être présentées au tribunal.* »³³ Les liens sont donc réalisés en tenant compte du motif, mais aussi des informations circonstanciées et ce résultat a vocation à être exploité, en premier lieu, à des fins de renseignement.

³³ "Because the uncertainties prevailing during this process, the rarity of the pattern and known situational information about the cases are also taken into account to infer link's strength from this classification process. In particular, this evaluation is performed according to the structure of crime events during the time period of the crimes when the sole marks have been collected. Even if links based on shoemarks patterns are mostly weak, they are integrated for intelligence purpose to help detect series. Further comparisons and refinement are carried out later when [...] an evaluation that may reach a Court." (Rossy et al., 2013)

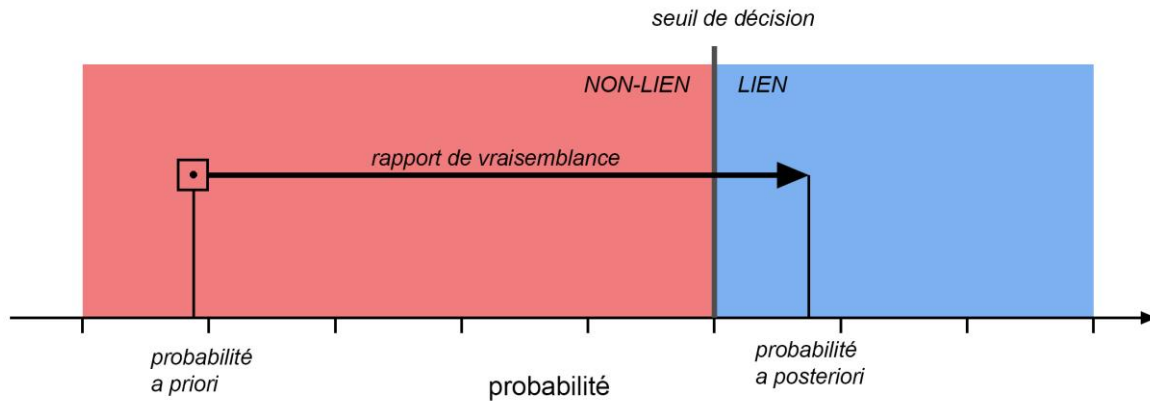


Figure 51: Représentation graphique de la relation entre les connaissances a priori, la force indiciare et la décision d'établir un lien. Une application disponible sur <https://cchampod.shinyapps.io/DecisionID/> permet d'observer visuellement l'influence de chacun des paramètres en jeu.

L'établissement du lien est donc soumis à ces trois facteurs que sont la force indiciare de la comparaison des traces, la compréhension du contexte des affaires et la connaissance de l'utilisation du résultat. Il se trouve que ces trois éléments sont précisément ceux que l'on retrouve dans les travaux de Biederman et al. (2008; 2016) sur l'application de la théorie de la décision à l'individualisation et que nous avons exposés au chapitre 4.1. En l'occurrence, les mêmes auteurs envisagent également l'application de la théorie de la décision dans le cadre de l'établissement de liens entre scènes de crime (Taroni et al., 2006). Plus précisément, il s'agit pour eux de formaliser comment peuvent interagir un scientifique évaluant la preuve de façon probabiliste et un investigateur (ou un analyste) devant faire des choix. La figure 51 représente graphiquement cette relation entre les probabilités a priori (le contexte de l'affaire), le rapport de vraisemblance (valeur indiciare du résultat de la comparaison) et le seuil de décision entre l'établissement ou non d'un lien (enjeux relatifs à l'utilisation du résultat).

Dans le cadre de ce travail, nous envisageons l'exploitation des traces de semelles comme étant du ressort du forensien. C'est à lui que revient la tâche de rechercher des correspondances dans une banque de données, d'évaluer ces correspondances et finalement de décider de la communication du résultat, donc de l'établissement du lien ou non. Cette prise de décision implique donc que le forensien ait une certaine compréhension de deux éléments clés soit : le contexte des affaires en jeu et les risques/bénéfices liés à l'exploitation qui sera faite de son résultat (voir figure 7 page 53).

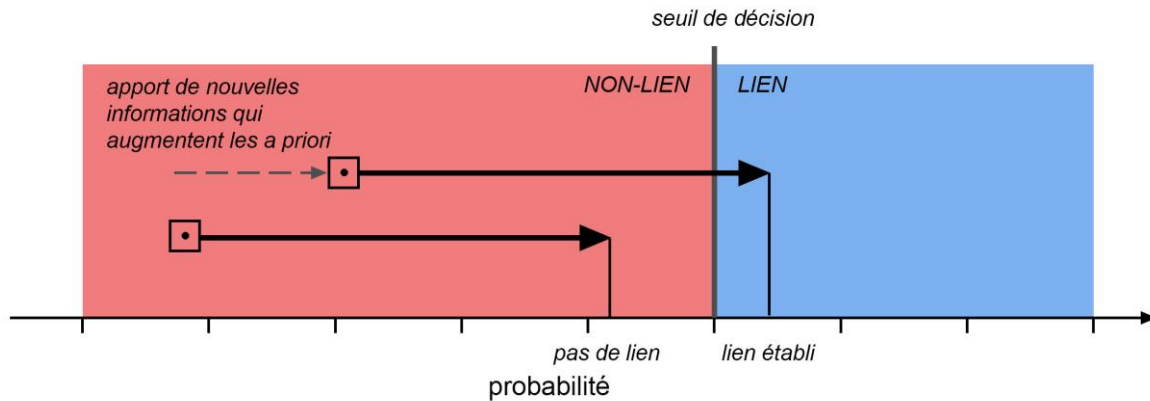


Figure 52: Influence de nouvelles informations relatives au contexte de l'affaire modifiant les probabilités a priori et influençant l'établissement du lien.

La compréhension du contexte des affaires nécessite premièrement que le forensicien ait accès à ces informations. Dans les exemples des séries B et S exposés précédemment, les liens sont établis majoritairement par des personnes participant à la collecte des traces sur les lieux. L'accès à ces informations est donc implicite ici. Mais afin de donner un sens à ces informations (le type de cible, le modus, les données spatio-temporelles, etc.), il est nécessaire de connaître comment les auteurs agissent et choisissent leurs cibles ou quelles sont leurs habitudes, quels sont les phénomènes criminels en cours, donc des notions de criminologie environnementale. Or il s'agit là de compétences qui sont habituellement du ressort de l'analyste (Clarke et Eck, 2005; Ratcliffe, 2008). Il n'est évidemment pas question que le forensicien se substitue à l'analyste, mais plutôt de mettre en évidence ce que Ribaux définit comme « *l'impossible découpage des rôles dans les systèmes policiers* » (Ribaux, 2014 pp 261 -263). Un système où le forensicien, l'analyste et l'enquêteur travaillent selon leur spécialisation, mais partagent des connaissances, des outils, des méthodes, des objectifs et les mettent en œuvre selon les situations rencontrées. Ainsi, si de nouvelles connaissances viennent modifier les circonstances d'une affaire (figure 52), la décision d'établir un lien peut être modifiée à son tour. Cette démarche s'apparente à *l'explication de la cause commune*³⁴ décrite par Cleland (2013) dans le contexte de la science historique : lorsque qu'une hypothèse permet d'expliquer ensemble une association improbable d'éléments plutôt qu'isolément, alors celle-ci est acceptée. Appliquée au renseignement forensique, cela revient à établir un lien entre deux événements criminels lorsque l'ensemble de leurs caractéristiques (traces et informations contextuelles) s'explique mieux par une source commune que des sources distinctes. Cleland décrit également le principe de la recherche du *smoking gun*, autrement dit, l'arme encore fumante : il s'agit-là de la recherche d'un élément qui, une fois découvert, permet de discriminer parmi de multiple hypothèses, celle qui donne la meilleure explication pour l'ensemble des éléments observés. Dans notre contexte, la trace peut parfois jouer le

³⁴ "Common cause explanation"

rôle de l'arme encore fumante. Parmi un ensemble d'évènements criminels répertoriés, la découverte de concordances entre des traces peut devenir l'élément décisif permettant de se déterminer quant à l'établissement d'un lien. Mais, comme le dit Cleland, peu d'éléments peuvent constituer l'arme encore fumante s'ils sont pris isolément. Il s'agit plutôt d'une « clé de voute » qui ne peut être jugée comme décisive que lorsqu'elle est combinée avec le reste des éléments à disposition. Là encore, le parallèle avec l'exploitation des traces de semelles est fort : peu de traces peuvent être déterminantes si elles sont prises isolément, hors de toute information contextuelle.

En ce qui concerne la compréhension des risques et bénéfices liés à l'exploitation du résultat, il s'agit pour le forensicien d'appréhender quelles sont les conséquences prévisibles selon qu'il prendra la bonne ou la mauvaise décision. Par « bonne décision », il faut entendre le fait d'établir un lien entre deux traces qui ont effectivement été laissées par la même chaussure³⁵, ou le fait de ne pas établir de lien entre deux traces de sources distinctes. Une mauvaise décision étant alors l'établissement d'un lien entre deux traces laissées par deux chaussures différentes ou inversement. On peut résumer ceci par le terme de ratio coût-bénéfice. Ribaux (2014 pp. 247-250) nous donne un exemple qui permet d'illustrer ce principe. Il fait mention d'un forensicien confronté à des traces de semelles très fragmentaires montrant un même motif et prélevées sur plusieurs cambriolages et un brigandage. Des informations issues de l'enquête permettent de supposer l'identité d'un des auteurs des cambriolages. L'information issue des traces de semelles pourrait donc permettre d'impliquer ce même auteur dans la commission du brigandage. Pourtant le forensicien ne souhaite pas transmettre cette information car, nous dit-il, « le scientifique a peur de devoir se justifier devant un tribunal si les enquêteurs interprètent mal son information et qu'ils mentionnent cette relation dans son rapport en tant que certitude ». Puis, ayant obtenu la garantie que ce lien ne serait exploité qu'au niveau de l'enquête, il accepte son utilisation. Le risque perçu ici par le scientifique est de deux ordres : premièrement celui de faire un faux-positif si les traces n'ont pas la même source et donc d'impliquer indirectement la mauvaise personne. Et deuxièmement le risque de voir ce lien se transformer en certitude au travers des rapports et de devoir le justifier devant un tribunal – ce qu'il ne pourrait pas faire. La figure 53 illustre ce propos.

Dans l'exemple de la série B présenté ci-après, nous pouvons observer un effet similaire. Cette série regroupera jusqu'à 153 cas de cambriolages (liés entre eux par différents éléments dont des traces de semelles de faible qualité). Au début des investigations, le bénéfice d'établir des liens est élevé, puisqu'il s'agit initialement de détecter une série, puis d'obtenir une bonne compréhension du phénomène dans le but de l'arrêter, ou du moins d'identifier l'auteur. Par contre, dans le rapport de police dénonçant l'auteur, seuls 93 cambriolages ont été retenus. A ce moment-là, le bénéfice d'inclure le maximum de liens est moindre. Au vu de l'importance de la série, le prévenu allait de toute façon

³⁵ Ajouter une note ici sur le fait que le lien peut être établi entre traces gauche et droite, sous entendu, la paire de chaussure

être lourdement sanctionné. Par contre un risque apparaît au moment de transmettre le dossier à la justice : celui de fragiliser l'ensemble d'un dossier à cause de certains liens moins forts. Bien sûr, la décision d'écarter certains liens plus faibles à ce moment-là n'est pas uniquement du ressort du forensicien mais également de l'enquêteur. Ce qui est important de relever ici c'est qu'à partir des mêmes données (les traces), les informations qui en sont tirées (les liens) sont exploitées différemment en fonction du contexte de leur exploitation.

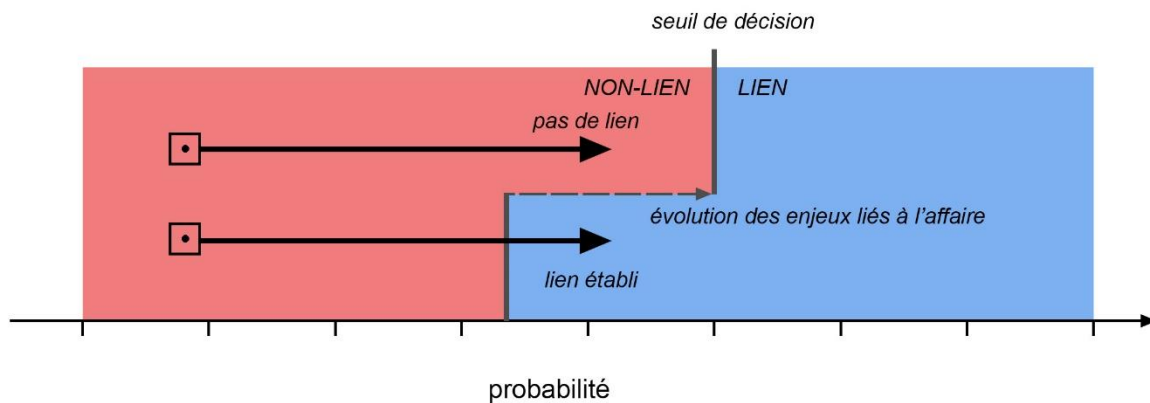


Figure 53: Evolution des enjeux liés à l'utilisation du résultat. Un lien peut être établi dans un contexte d'analyse de la criminalité, mais être écarté au moment d'établir un dossier à destination d'un tribunal.

Ce que nous montrent ces exemples, c'est que l'utilisation d'une banque de données de traces de semelles adéquate n'est pas la seule condition à une bonne exploitation de ces traces. La vision de la production de liens au travers de la théorie de la décision permet d'observer que l'établissement de ces liens est conditionné par deux facteurs importants en plus de la valeur indiciaire de la comparaison: la compréhension par le forensicien des informations contextuelles a priori et de la façon dont ses liens seront exploités et de leurs conséquences.

Nous observons aussi que la délimitation des rôles entre analyste et forensicien n'est pas figée. Par exemple, ce dernier doit avoir une certaine compréhension des habitudes des auteurs et des phénomènes criminels afin de pouvoir prendre des décisions adaptés. Cependant cette compétence est traditionnellement dévolue au domaine de l'analyse et du renseignement.

Ratcliffe (2008) schématise la production de renseignement sous la forme de ce qu'il nomme le *DIKI continuum* (*Data – Information – Knowledge – Intelligence*). Les données brutes sont collectées et examinées afin de leur donner un sens et de produire des informations. Les informations provenant de multiples sources sont analysées, interprétées ensemble afin de leur donner un contexte et produire des connaissances. La dernière étape est l'exploitation de ces connaissances. Il s'agit là pour Ratcliffe de générer une action à partir des connaissances ; on parle alors de renseignement à proprement parler. Nous pouvons transposer ce processus à l'exploitation des traces de semelles de la façon suivante : les traces constituent les données. Elles sont parcourues afin de détecter des liens

entre elles, ce qui constitue les informations. Ces liens sont analysés conjointement avec d'autres types d'informations (liens ADN, informations contextuelles, etc.) afin de définir le profil d'un auteur, d'une série, autrement dit de produire de la connaissance. Et finalement l'exploitation de ce profil permettra de prendre des décisions comme la mise en place de surveillances ou l'interpellation d'un suspect. Ce processus de création de renseignement, dit forensique, n'est en soit pas différenciable de la création de renseignement dit criminel.

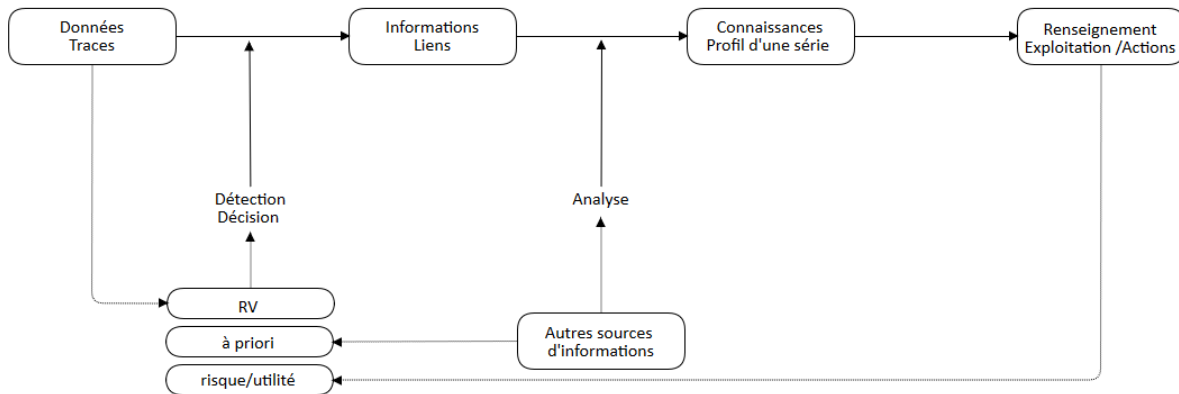


Figure 54: Schématisation de la production de renseignement à partir de traces de semelles et représentation des influences sur la production de liens.

La figure 54 résume ce processus de génération de renseignement et schématise l'influence des différents éléments dans la décision d'établir les liens. D'une part la comparaison de traces permet d'obtenir le rapport de vraisemblance (RV). D'autre part, les informations définissant le contexte des affaires influencent les a priori sur les chances que deux affaires soient liées. Finalement, l'exploitation qui en serait faite va influencer la perception du forensicien quant aux risques et aux bénéfices possibles de ses décisions.

Les processus d'analyse criminelle et de renseignement sont souvent considérés comme des processus cycliques (Clarke et Eck, 2003; Ratcliffe, 2008; Ribaux et al., 2003) où de nouvelles données sont intégrées, des actions sont décidées, puis de nouvelles analyses sont menées permettant une mise-à-jour des connaissances. Si la notion de prise de décision dans l'établissement de liens pourrait sous-entendre un caractère définitif, nous soulignons qu'il n'en est rien. Au contraire, celle-ci permet d'explicitement comment une évolution du contexte, ayant entraîné la prise d'une certaine décision à un instant donné, peut amener à réviser cette décision ultérieurement.

Cette formalisation de l'établissement du lien comme étant une décision permet de spécifier quels devraient être la place et le profil du forensicien. D'une part, s'il doit être à même d'intégrer et d'interpréter d'autres sources d'informations que les traces de semelles, cela plaide pour un profil de généraliste de la trace plutôt que pour un spécialiste uniquement de la trace de semelle. D'autre part, s'il travaille au plus proche des personnes amenées à exploiter le renseignement, il aura de meilleures chances de comprendre comment ses résultats seront employés et donc de prendre les décisions les

plus adaptées à la situation. Sur ce point, nous pouvons d'ailleurs faire le parallèle avec ce que Ratcliffe avance : la relation entre l'analyste et son « client » (celui qui va exploiter le renseignement) est essentielle si celui-ci veut pouvoir fournir des produits utilisables (Ratcliffe, 2008). L'analyste doit être capable de comprendre au mieux les besoins de ceux qui vont utiliser ses résultats. Il en va de même pour le forensicien dont la tâche sera facilitée s'il est directement englobé dans la structure policière, ce que Clark et Eck (2005) mentionnent d'ailleurs à propos de l'analyste. La collaboration et la communication interdisciplinaires entre analyste, enquêteur et forensicien apparaissent comme des éléments clés de l'appréhension des phénomènes criminels.

L'exploitation d'une trace peut s'intégrer dans un processus de renseignement. Et le processus décisionnel qui amène à établir un lien nous aide à comprendre les facteurs qui influencent cette décision. Néanmoins, nous souhaitons rappeler que l'élément central dans ce processus est, et reste, la trace. La multiplication des processus, des outils, des sources d'informations ne doivent pas faire oublier au forensicien quelle est la matière première de son travail. Quelle que soit la finalité de l'utilisation de la trace, son exploitation passe toujours par un examen attentif de ses caractéristiques.

8.3 Exploitation des liens détectés

Les données contenues dans une banque de données de traces de semelles permettent de lier des cas entre eux donc de générer de l'information. Mais celle-ci, prise isolément, n'apporte pas en soit de plus-value. C'est son analyse qui, faite en intégrant d'autres formes de connaissances disponibles, va permettre de générer des résultats qui pourront être exploités et transmis (Ribaux et al., 2003). Des liens traces de semelles établis entre plusieurs cas peuvent, par exemple, être analysés conjointement avec les données spatio-temporelles des cas, leur modus et le signalement de l'auteur donné par un témoin. Ainsi il devient possible de dessiner le profil d'une série et de l'utiliser pour définir une tactique visant à interpeller l'auteur. Ce processus correspond à la définition du renseignement donnée par Cusson pour qui il s'agit d'un « *processus de cueillette, de vérification, de classification, d'analyse et de diffusion d'informations particulières utiles à l'action de sécurité* » (Cusson, 2008). Le terme d'*action de sécurité* est compris comme « *l'activité déployée par des professionnels de première ligne en vue de protéger leurs concitoyens contre les dangers associés à la vie en société* » (Cusson et Dupont, 2008). A travers cette définition du renseignement, il apparaît clairement que le chemin entre la collecte de la trace et l'action de sécurité n'est pas direct, mais passe par une série d'étapes et d'acteurs différents. Nous pouvons schématiser ce processus en deux étapes principales : les données sont d'abord traitées afin de générer des informations (des liens ou des relations), puis ces informations sont analysées afin de produire du renseignement. Cette analyse est souvent basée, comme le relève Cartier (2009), sur un raisonnement abductif où l'on cherche à déterminer la signification des informations en regard des connaissances déjà établies.

La mise en œuvre de ce type de raisonnement est applicable à toutes sortes de problématiques en rapport avec l'action de sécurité, de la résolution d'une affaire particulière à la définition de politiques de sécurité. L'utilité du renseignement telle qu'envisagée par Cusson (2008) est de «*rendre accessible toute connaissance utile à la prévention, à la répression et à la planification des opérations et des stratégies*». Plusieurs formes de renseignement criminel peuvent ainsi être produites selon leurs utilités. On distingue généralement trois formes distinctes qui sont les niveaux opérationnel, tactique et stratégique. Nous rappelons ici leur définition (Lemieux, 2008) :

- Le renseignement opérationnel : il est utilisé dans le cadre d'affaires spécifiques (dirigées contre un groupe d'auteurs spécifique) et aide les enquêteurs à mieux comprendre les habitudes et les activités des groupes d'auteurs.
- Le renseignement tactique : il permet d'orienter les unités opérationnelles sur le terrain. Il vise à endiguer un phénomène particulier en aidant à l'affectation et la planification des ressources.
- Le renseignement stratégique : il traite les phénomènes criminels de façon macroscopique afin de produire une planification à long terme, d'adapter la législation ou de modifier une organisation.

Nous allons utiliser deux exemples de séries de cambriolages ayant touchés le canton de Neuchâtel afin d'illustrer comment l'exploitation de la trace de semelle peut intervenir dans ces différentes formes de renseignement. Nous pourrions également identifier certains facteurs clés qui permettent à la trace de semelle de participer à la production de ce renseignement.

8.3.1 Premier exemple : la série B

En octobre 2007 dans le canton de Neuchâtel, alors que la moyenne des cambriolages de maisons individuelles est d'environ 70 par année, 44 nouveaux cas surviennent en l'espace d'un mois. Ces cas avaient lieu en début de soirée par groupe de 2 à 4 par soir et dans la même localité. Puis, quelques jours, plus tard de nouveaux cas survenaient dans une localité voisine. Le mode opératoire était similaire à chaque fois : une vitre brisée à l'aide d'une pierre et le vol d'argent et de bijoux. Vu le rythme élevé auquel les nouveaux cas apparaissaient, il a été facile détecter le phénomène. Un ou des auteurs étaient particulièrement actifs dans la région. Parmi ces cas, une majorité ont fait l'objet d'une intervention du service forensique. Sur ces cas, aucune trace papillaire exploitable n'a été relevée. Par contre, des traces de semelles et des prélèvements biologiques ont été collectés. Les analyses ADN prenant quelques semaines, les premiers résultats forensiques disponibles se trouvent être ceux liés aux traces de semelles. Sur les 44 premiers cas, des semelles ont été prélevées sur 20 cas et présentaient cinq motifs différents. Un point marquant à relever est que, sur chacun des cas investigués, un seul de ces motifs est observé à la fois, indiquant que le ou les auteurs impliqués dans ce phénomène agissent seuls, lorsqu'il s'agit de pénétrer dans les habitations. Plus marquant encore,

ces motifs n'apparaissent pas de manière contemporaine. C'est-à-dire que lorsqu'une série de cas intervient dans la même soirée, un seul et même motif est observé sur tous les cas de la soirée. En admettant que des traces présentant un même motif ont été provoquées par la même paire de chaussures portée par la même personne, cela signifie que ces cas ont été perpétrés successivement et non pas en même temps. En l'état, il n'est pas possible de déterminer si le phénomène est dû à un groupe d'auteurs agissant avec le même modus mais séparément, ou à un seul auteur qui changerait régulièrement de chaussures. Les résultats des analyses ADN arrivés dans un second temps permettent de confirmer la seconde hypothèse puisqu'un seul et unique profil ADN est mis en évidence sur 12 de ces cas. Mais la source de ce profil est inconnue dans la banque de données CODIS. Le phénomène a continué jusqu'au mois de janvier suivant avec le même rythme et les mêmes schémas d'apparition des traces, totalisant 119 cas. Il a également été relevé que le même profil ADN était régulièrement trouvé sur les poignées des fenêtres cassées, ce qui a incité les inspecteurs scientifiques à effectuer systématiquement un prélèvement sur ce support. Etant donné son intensité, la police neuchâteloise a décidé de mettre sur pied des opérations pour tenter de stopper le phénomène. Les données contextuelles des cas et les traces ont permis de dresser le profil de la série : l'auteur, vraisemblablement seul ou éventuellement accompagné d'un complice qui fait le guet, agit à la tombée de la nuit dans des quartiers de villas de petites localités du littoral neuchâtelois, casse une fenêtre à l'aide d'une pierre puis déverrouille la poignée, emporte uniquement des bijoux et du numéraire et commet jusqu'à quatre cas dans la même localité dans la même soirée. Ainsi, outre des surveillances accrues dans les zones touchées, un dispositif composé de multiples patrouilles de police, de chiens de police et d'un hélicoptère, se tenaient prêts à intervenir. Dans la situation où un cas était découvert tôt dans la soirée, il y avait de bonne probabilité pour que l'auteur se trouve encore dans les environs en train de commettre d'autres cambriolages. C'est ainsi que l'auteur a été pris en chasse par des policiers et leur chien après avoir commis plusieurs cambriolages dans le même village. S'il n'a pas été interpellé ainsi, cette opération aura permis de mettre momentanément un terme à cette série (l'auteur ayant vraisemblablement eut peur d'être interpellé suite à cette épisode). L'auteur sera identifié en 2009, après que son ADN eut été prélevé pour des motifs totalement étrangers à cette série de cambriolages. Au final, l'analyse de toutes les données aura permis de détecter 113 cas faisant partie de cette série et le rapport de police dénoncera l'auteur pour 103 cas (les cas les moins solides ayant été laissés de côté afin de ne pas affaiblir le dossier d'accusation). L'auteur sera condamné à quatre ans et demi de prison ferme pour vol en bande et par métier, le tribunal ayant notamment retenu contre lui 106 cambriolages (dont 5 cas commis hors du canton de Neuchâtel). Tous ces cas étaient liés directement ou indirectement à l'auteur sur la base de combinaisons de traces ADN, de traces de semelles et d'informations spatio-temporelles. Sur les 106 cas, seuls 30 présentent le profil ADN de l'auteur. En matière de traces de semelles, tous les liens retenus sont basés sur des comparaisons trace-trace, puisque aucune des chaussures utilisées dans ces cas n'a été retrouvée. Bien que la force probante des liens semelles et spatio-temporels est bien plus faible que celle des liens

ADN, le tribunal les a retenus en considérant que « *un travail considérable a été déployé par la police. Il ressort du dossier que certains profils d'ADN étaient partiels, d'autres complets, que certaines investigations ont été faites sur la bases de traces de semelles liées à de l'ADN et que, enfin, parfois, le lien entre les infractions tient compte du moment et du lieu où l'infraction a été commise (critère spatio-temporel). En effet, il est peu vraisemblable qu'au même moment, dans la même région, deux cambrioleurs n'ayant rien à faire l'un avec l'autre, commentent des infractions en utilisant le même procédé. Pour le Tribunal, il apparaît que ces éléments réunis, même si, pris individuellement, ils ne constituent pas des preuves absolues, sont un faisceau d'indices suffisant pour retenir la culpabilité [...].* » (Tribunal Correctionnel du District de Neuchâtel, 2010)

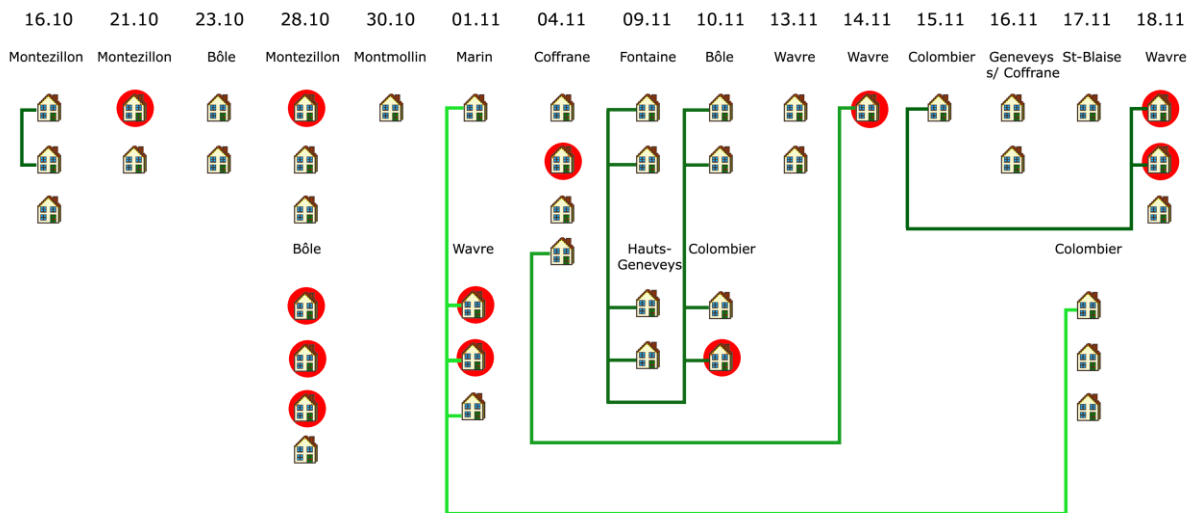


Figure 55 : Représentation relationnelle et chronologique des 44 premiers cas de la série B. Les liens verts lient les cas où des motifs de semelles similaires ont été observés. Les points rouges indiquent les cas où le même profil génétique a été mis en évidence.

Décomposons maintenant les utilisations faites des traces matérielles dans cet exemple. Premièrement la reconstruction : l'observation d'un seul motif de semelle pertinent sur chacun des cas permet de supposer qu'un seul auteur pénètre dans les maisons. Deuxièmement, l'inférence de source commune entre traces : de l'observation de traces de semelles présentant des caractéristiques similaires sur plusieurs cas, on infère que la même paire de chaussures en est la source et de là, on infère que la même personne se trouvait sur chacun des cas. La même inférence est faite avec l'observation de profils génétiques similaires sur plusieurs cas. En étendant la réflexion à la proximité spatio-temporelle des cas ainsi qu'à la similarité des modus, il est donc possible de décider que l'ensemble des cas représentés font partie de la même série. Il s'agit là d'une information dont l'émetteur est le service forensique puisque, selon l'organisation interne de la police neuchâteloise, c'est à lui qu'il revient d'analyser et comparer les traces puis d'établir des liens entre les cas sur lesquels il est intervenu. Mais il en est aussi le premier bénéficiaire : en combinant la connaissance de cette

série avec les résultats des analyses ADN, il a été possible de recommander aux membres de ce service intervenant sur des cas similaires de privilégier les prélèvements ADN sur les poignées des fenêtres. L'analyse des informations recueillies permet donc d'améliorer la réponse donnée aux évènements ultérieurs.

A ce moment-là, d'autres acteurs jouent également des rôles clés. Ainsi l'inspecteur de police judiciaire chargé d'enquêter sur de cette affaire répertorie d'autres types de données comme par exemple les signalements de personnes suspectes aperçues à proximité des lieux des délits. En même temps, un analyste criminel complète la série en y intégrant d'autres évènements où la police scientifique n'est pas intervenue et analyse les zones géographiques touchées. Malgré ces efforts, aucune piste ne permettait d'identifier l'auteur de cette série de cambriolage et il continuait d'agir à un rythme soutenu. C'est pourquoi l'état-major opérationnel a décidé de prendre des mesures afin de mettre un terme à ce phénomène. C'est donc vers cet état-major que se sont dirigées l'ensemble des informations recueillies et analysées jusque-là, afin qu'il puisse définir quel genre d'actions pouvaient être à-même d'avoir un effet sur cette vague de cambriolages. Même si l'auteur n'a pas pu être interpellé, cette opération était correctement ciblée puisqu'elle a permis de le prendre en chasse après un cambriolage. Et s'il a réussi à s'échapper, les cambriolages se sont interrompus pendant quelques temps.

De cet exemple, nous pouvons conclure que l'exploitation systématique des traces de semelles dans ce type de criminalité est essentielle, mais également qu'elle doit être faite en coordination avec l'exploitation d'autres types de traces. On le voit sur le schéma de la figure 55, ni l'ADN ni la trace de semelles ne permettent de résoudre l'affaire individuellement. Elles ne permettent pas d'avoir une vision complète du phénomène. Par contre, en combinant les résultats, une vision beaucoup plus complète se dessine. Le rôle de la trace de semelle n'en est pas moins essentiel, puisqu'elle permet rapidement de détecter ou de confirmer certains éléments importants qui définissent le profil de la série. Si des motifs de semelles différents avaient été retrouvés sur chacun des cas arrivant le même soir, il aurait alors été supposé que plusieurs auteurs agissaient simultanément. Et de là, le dispositif policier mis en place aurait pu être différent. Au final c'est bien la prise en compte de plusieurs types d'information qui, analysés ensemble, ont permis de prendre des mesures et d'impacter sur un problème de sécurité.

Nous pouvons identifier quelques facteurs situationnels et structurels qui ont permis d'aboutir à ce résultat. Tout d'abord l'intensité temporelle du phénomène et sa concentration géographique l'ont rendu extrêmement visible et identifiable comme problème de sécurité, incitant la police à entreprendre des actions pour y répondre. Cela a également facilité la détection des liens entre les traces. Certains jours, tous les cas traités par le service forensique étaient liés à ce phénomène. On identifie également la capacité du service forensique à comparer des traces entre elles ainsi qu'à croiser les résultats de plusieurs types de traces. Ensuite, le service forensique, les enquêteurs et

analystes ont pu échanger mutuellement leurs résultats afin qu'ils forment un tout cohérent, utilisable par l'état-major. Et dernièrement nous pouvons citer la capacité de l'état-major à utiliser ces informations afin de déterminer comment des ressources pouvaient être allouées au mieux à la résolution de ce problème de sécurité.

8.3.2 Second exemple : la série S

Il s'agit également d'une série de cambriolages touchant des maisons individuelles où les auteurs pénétraient en forçant les portes fenêtres à l'aide d'outils ou en cassant une vitre. Ils ont été actifs entre 2008 et 2010, principalement pendant les périodes correspondant à l'heure d'hiver. Les principaux types de données utilisées pour comprendre et reconstruire le phénomène ont été l'ADN, les traces de semelles, les données spatio-temporelles des cas et les témoignages de personnes concernant le nombre et le signalement des auteurs ou de leurs véhicules. L'enquête a ainsi permis de regrouper dans cette série 182 cas commis à travers 6 cantons et d'identifier la participation de 7 personnes à différents degrés, toutes issues d'Amérique latine. Il a pu être déterminé que les auteurs agissaient généralement en groupe de 2 à 3 individus, commettaient plusieurs cas dans la même soirée (jusqu'à 8) dans des localités différentes. Ils répétaient leurs opérations plusieurs soirs de suite, mais généralement dans des cantons différents. Puis le phénomène s'arrêtait quelques jours, voire quelques semaines, avant de reprendre. Sur les 182 cas, les traces matérielles ont permis de lier 38 cas par ADN et 102 par traces de semelles. Grâce à l'ADN, il a également pu être déterminé que certains auteurs étaient aussi actifs dans d'autres pays européens. Le profil génétique de certains des auteurs était déjà connu dans CODIS, ce qui a permis d'émettre des mandats d'arrêt à leur nom. Au final, la plupart des sept auteurs ont été interpellés suite à des contrôles de routine par des patrouilles de police, ou après avoir été mis en fuite lors d'un cambriolage, mettant un terme à cette série.

L'image de cette série telle que décrite ici a mis du temps à se dessiner. Les auteurs étaient en effet très mobiles, agissant à travers six cantons différents et à un rythme irrégulier. Chaque canton détectait alors de petites séries mais sans nécessairement pouvoir les connecter à l'ensemble du phénomène auquel elles appartenaient. Puis, au fur et à mesure que les résultats ADN arrivaient et que les rencontres intercantionales des spécialistes en traces de semelles avaient lieu, la vision de la série pouvait être complétée. Mais ces mises-à-jour ne pouvaient avoir lieu que plusieurs semaines, voire plusieurs mois, après les faits. Pendant longtemps, les services de police n'ont eu qu'une vision morcelée du phénomène. Il a fallu attendre plusieurs mois pour découvrir que la multitude de séries détectées étaient en réalité le fait d'un seul groupe d'auteurs. Dans certains cantons, des actions ont néanmoins été tentées afin de stopper les auteurs, notamment au travers de surveillances de quartiers susceptibles d'être touchés. Mais la réalité de l'activité des auteurs et la vision que pouvait s'en faire les polices de ces cantons étaient en décalage, rendant ces actions inefficaces. De plus, les barrières administratives entre les services de police des différents cantons touchés ont ralenti les échanges

d'informations et compliqué leur analyse, diminuant l'efficacité des actions visant à impacter le phénomène.

S'il n'a pas été possible d'entreprendre des actions décisives permettant de stopper cette série, les traces matérielles (entre autre) ont tout de même été utiles aux enquêteurs pour comprendre le déroulement des faits passés, une fois les auteurs interpellés. Les liens établis ont également été essentiels à la présentation des faits au tribunal. La représentation graphique des liens détectés a été en effet particulièrement utile à la compréhension d'un dossier complexe. De plus les traces ont également apporté leur contribution à une meilleure compréhension du fonctionnement et de l'organisation d'un groupe d'auteurs particulier. En effet, la communauté d'où étaient issus tous les auteurs de cette série était, jusque-là, très peu active en Suisse romande. En aidant à découvrir les liens entre différentes personnes, elles ont amélioré la compréhension de l'organisation de ce groupe, et donc contribué à augmenter les connaissances sur une problématique de sécurité.

8.3.3 Enseignements tirés

Des deux exemples présentés ci-dessus, nous pouvons résumer la contribution de traces matérielles en termes de renseignement tactique, opérationnel et stratégique de la manière suivante :

Niveau tactique : Dans l'exemple de la série B, l'apport de la trace matérielle est décisif au niveau tactique. En effet elle a permis de déterminer que l'auteur commettait plusieurs délits consécutifs dans la même soirée et dans la même localité. Cette observation a contribué à l'orientation des unités sur le terrain et à la mise en place d'opérations spécifiques visant à interpellier l'auteur. En revanche, dans le cas de la série S, la répartition de l'activité des auteurs à travers le temps et l'espace (plusieurs cantons) a réduit les possibilités d'agir à ce niveau-là. Le délai entre la commission des faits et la détection des liens, induit par l'aspect intercantonal de la série, a rendu impraticable la prise de mesure proactive.

Niveau opérationnel : Dans les deux exemples, les traces matérielles ont joué un rôle important à ce niveau. Les liens établis ont permis de reconstruire l'activité des auteurs et de structurer l'information pour les enquêteurs, supportant ainsi leurs choix, la préparation des auditions et la constitution du dossier pour le tribunal. Dans le cadre de la série S, s'agissant d'un groupe d'auteurs issus d'une communauté jusque-là peu connue des services de police, les traces ont permis d'améliorer les connaissances de sa structure et de son organisation.

Niveau stratégique : À ce niveau, il est beaucoup plus difficile de déterminer précisément le rôle de la trace matérielle. Le renseignement stratégique étant utile dans la définition de politique criminelle ou de programmes de prévention, la contribution individuelle d'affaires spécifiques est difficile à discerner. Néanmoins, les connaissances générées permettent de mieux caractériser et comprendre le phénomène criminel. Nous pouvons d'ailleurs avancer l'hypothèse qu'une affaire comme la Série S

a contribué à la mise en place du projet de banque de données de traces de semelles romande (voir chapitre 3.1), en mettant en lumière les difficultés à détecter rapidement les liens semelles intercantonaux.

Ces exemples illustrent de manière assez précise la contribution significative de la trace de semelles dans un contexte de renseignement. C'est en s'appuyant sur des données et des informations de sources différentes, grâce à leur structuration, leur mise en commun et leur analyse, que de tels résultats sont possibles. Ces principes de bases de l'exploitation de la trace matérielle dans le cadre de l'analyse criminelle et du renseignement ont déjà été largement expliqués (Bruenisholz et al., 2016; Milne, 2013; Morelato et al., 2014; Ribaux et al., 2003; Ribaux et al., 2006). Leur application à différents types de traces matérielles (des documents d'identité à la balistique, en passant par les stupéfiants) a montré de nombreux succès (Baechler, Boivin, et al., 2015; Braga et Pierce, 2011; Guéniat et Esseiva, 2005).

9 Apport de la classification par motif dans l'évaluation

En 2010, une décision en appel de la Royal Court of Justice britannique a créé un vaste débat sur la manière dont un expert doit former et exprimer ses conclusions en matière de comparaison de traces de semelles. Lors du jugement de l'affaire *R v T* (2010), la cour a notamment considéré que l'utilisation d'une approche Bayésienne et de rapports de vraisemblances pour évaluer les résultats ne sont pas admissibles devant une cour si des données « statistiquement fiables » ne sont pas à disposition. Ce qui exclut pratiquement tous les domaines de la science forensique à l'exception de l'ADN. Dans cette affaire, l'expert avait notamment utilisé la banque de données de son laboratoire (le FSS) afin d'estimer la fréquence du motif. La cour a estimé que cette banque de données était beaucoup trop petite et pas représentative des chaussures portées dans le pays et que, dans un tel cas, l'expert devrait exprimer son opinion en se basant uniquement sur son expérience et sans employer numériquement de rapport de vraisemblance³⁶.

Le jugement en appel *R v T* a suscité une vive réaction de la communauté forensique en essayant, en quelques sortes, de dicter aux forensiciens leur manière de travailler (Hamer, 2012). Une large partie de cette communauté défend l'emploi de probabilités dans l'évaluation de la preuve (Berger et al., 2011; Biedermann et al., 2012; De Kinder et Olsson, 2011; Nordgaard et Rasmusson, 2012; Robertson et al., 2011). Une position cependant pas unanime puisque certains approuvent la décision et préfèrent envisager l'expertise comme purement factuelle. L'expert devrait évaluer les résultats en ne se basant que sur son expérience et absolument pas sur des chiffres statistiquement peu fiables, susceptibles d'être mal compris par le tribunal et les membres du jury (Bodziak, 2012a; Bodziak, 2012b). Cette dernière position a néanmoins été critiquée par le récent rapport PCAST (President's Council of Advisors on Science and Technology, 2016). Selon ce rapport, de nombreux domaines de la science forensique – dont les traces de semelles – ne reposeraient d'ailleurs sur aucun fondement scientifique³⁷. Si aujourd'hui le jugement *R v T* a toujours force de précédent en Angleterre, interdisant l'emploi d'une approche bayésienne dans les expertises touchant aux traces de semelles, l'ENFSI a publié des recommandations encourageant justement cette approche (ENFSI, 2015). Cependant, nous avons pu constater lors des derniers meetings SPTM (meetings du groupe de travail de l'ENFSI sur les

³⁶ "In our judgment, an expert footwear mark examiner can therefore in appropriate cases use his experience to express a more definite evaluative opinion where the conclusion is that the mark 'could have been made' by the footwear. However no likelihood ratios nor mathematical formula should be used in reaching that judgment [...]" (*R v T*, 2010, § 95)

³⁷ Les conclusions de ce rapport sont cependant vivement critiquées par de nombreuses personnes et organismes des sciences forensiques aux USA et ailleurs (AFTE, 2016; FBI, 2016; Morrison et al., 2016; Ruslander, 2016).

traces de semelles et les traces d'outils) que, pour de nombreux laboratoires, l'utilisation de rapports de vraisemblance dans l'évaluation des résultats apparaît comme difficilement applicable. Un argument souvent entendu est le manque de données statistiques disponibles pour le calcul des probabilités. Pourtant, ce document de l'ENFSI appelé *Guideline for evaluative reporting in forensic science*, précise bien que si des données statistiques applicables au cas d'espèce n'ont pas été publiées, d'autres données non publiées peuvent être utilisées. Et que des données personnelles comme l'expérience peuvent être employées dans l'assignation des probabilités, pour autant que leur usage soit justifiable (ENFSI, 2015, Guidance note 3, pp 15-16). Il y a donc une forme de hiérarchie dans les données utilisée pour assigner les probabilités : données statistiques publiées, données non publiées (comme une banque de données interne d'un service) et expérience (personnelle ou collective). Mais dans tous les cas, l'évaluateur doit être à même de pouvoir justifier l'emploi des données qu'il a utilisées.

Dans l'affaire R v T, le tribunal admet que l'expert peut faire appel à son expérience pour exprimer une opinion qualifiée de subjective (R v T, 2010, §96) pourvu que cela soit exprimé clairement. Or, qu'est-ce donc qu'une banque de données des traces et des références collectées par un service, sinon la somme des expériences des membres de ce service. De plus, comme nous l'avons vu à la section 3.4, une probabilité n'est pas nécessairement issue de données statistiques parfaites. Elle peut être épistémique, c'est-à-dire basée sur les connaissances de celui qui l'évalue. C'est donc bien dans ce sens que nous entendons utiliser la banque de données dans l'évaluation de la force indiciare : en tant que source de connaissances permettant à l'examineur, lors de l'évaluation du résultat des comparaisons entre une trace et une chaussure de référence, de se forger une opinion quant à la rareté du motif en question. Cette évaluation, pour être réalisée dans un cadre logique et transparent, est faite sous la forme d'un rapport de vraisemblance dans lequel le résultat des comparaisons (E) est évalué sous l'angle de deux hypothèses alternatives (Hp et Hd). Nous rappelons ici la formule de rapport de vraisemblance telle que décrite dans cette même section 3.4:

$$LR = \frac{P(E|Hp)}{P(E|Hd)}$$

Appliqué à un cas où une trace de semelle a été mise en relation avec une chaussure de référence, il s'agit d'évaluer le numérateur et le dénominateur de ce rapport que l'on peut décrire respectivement par : la probabilité des observations faites (concordances et discordances des différentes caractéristiques présentes sur la trace et la chaussure en examen) si la chaussure en question est à la source de la trace, et la probabilité d'observer les caractéristiques présentes sur la trace si c'est une autre chaussure inconnue qui en est la source. De plus, selon la généralisation de l'inférence de source exposée à la section 4.1, nous pouvons envisager le même canevas d'évaluation lorsqu'il s'agit de la comparaison de deux traces prélevées sur des lieux d'infractions. Lorsqu'une nouvelle trace est récoltée sur un nouveau cas et qu'elle présente des concordances avec une trace provenant d'un cas

précédant, il est également nécessaire de déterminer la force indiciare de ces concordances. Dans ce cas de figure, les hypothèses prises en considération seront, soit que les deux traces ont été laissées par la même semelle (Hp), soit que les deux traces ont été laissées par des semelles différentes (Hd). Dans le cas où les deux traces examinées proviennent respectivement d'une chaussure droite et d'une chaussure gauche, il reste possible d'effectuer la même évaluation, en considérant non plus la semelle comme source, mais la paire de chaussures. Cela nécessite évidemment de considérer comme vrai que les deux chaussures qui forment la paire n'ont jamais été séparées. L'évaluation tiendra alors compte principalement des caractéristiques de fabrication comme la taille et le motif. Dans une moindre mesure, il est possible de prendre en compte des caractéristiques acquises comme l'usure, pour autant que l'on considère que les deux chaussures d'une même paire s'useront à un rythme similaire. Il est entendu que dans le cas où l'on considère la paire de chaussures comme source, le numérateur du rapport de vraisemblance devrait refléter l'incertitude supplémentaire que ce cas de figure engendre.

La comparaison entre deux traces prélevées sur des lieux différents peut évidemment être réalisée sous la forme d'une expertise à destination d'un magistrat ou d'un tribunal. Mais elle est en premier lieu réalisée dans un mode dit *investigatif*, tout particulièrement dans le domaine de la délinquance sérielle telle que les infractions au patrimoine, où on cherchera à détecter des relations entre des cas. On considérera de façon plus large que cette recherche de liens à partir de traces de semelles est un processus alimentant le renseignement criminel puisque le but est d'obtenir une certaine vision des phénomènes criminels. Mais ce n'est pas pour autant que toute forme d'évaluation (au travers d'un rapport de vraisemblance) en est exclue (Jackson et al., 2006). Au contraire, elle peut être une aide dans la prise de décision lorsqu'il s'agit de reporter (ou non) l'existence d'un lien entre deux traces, puis entre deux événements (Biedermann et al., 2013; Taroni et al., 2006).

Nous n'entrerons pas dans les détails des développements mathématiques des rapports de vraisemblance pour chaque cas de figure (voir par exemple Evett et al., 1998; Girod et al., 2008; Taroni et al., 2006). Néanmoins, dans toutes les situations, l'évaluation du dénominateur nécessitera d'estimer la fréquence des caractéristiques relevées parmi une certaine population. Et la première caractéristique visible sur une trace de semelle est le motif. Or une banque de données de semelles reposant sur une classification par motif représente justement l'échantillonnage d'une certaine population. Il s'agit donc ici de déterminer quelle est cette population et si elle est pertinente pour l'évaluation que nous souhaitons réaliser.

Avec cela, il est utile de relever que cette classification basée sur le motif, telle que nous la proposons dans ce travail, regroupe au sein de mêmes classes des semelles de tailles différentes ou présentant des variations du motif (voir l'exemple de la figure 39). Il s'agit là de caractéristiques qui présentent un pouvoir discriminant certain, mais dont la fréquence relative d'un motif ne tient pas compte. Nous n'étudierons pas ces aspects au cours de ce travail. Mais il est important de considérer que, outre le

motif, d'autres caractéristiques de fabrication peuvent entrer ligne de compte dans l'évaluation des résultats d'une comparaison.

Jusqu'à présent, nous avons travaillé avec des données principalement issues de cas d'infractions contre le patrimoine (de cambriolages) étant donné qu'il s'agit là de la principale catégorie d'infractions où sont prélevées des traces de semelles dans les cantons romands. Il est donc important de considérer les réflexions qui suivent dans ce contexte.

L'hypothèse générale prise en considération au dénominateur est que « une autre chaussure inconnue est à l'origine de la trace ». En considérant cette hypothèse comme vraie, cette autre chaussure a donc déposé la trace qui a été relevée lors des investigations de police scientifique. On peut donc considérer qu'elle fait partie de la population des chaussures ayant laissé une trace sur les lieux d'un cambriolage ou, si on est certain de la pertinence de la trace, de la population des chaussures utilisées par les auteurs de cambriolages. Le choix dépendra directement de l'hypothèse alternative choisie en fonction des circonstances du cas, mais, formellement, il serait nécessaire de posséder des échantillons de trois populations distinctes (Champod et al., 2004) : celle des traces retrouvées sur les lieux, celle des auteurs de cambriolages ayant laissé des traces et celle des suspects innocents (personnes contrôlées par la police mais qui n'ont commis aucune infraction). L'idéal serait de posséder un instantané de chacune de ces populations dans une certaine zone géographique à un certain moment. Mais en l'absence de ces informations (forcément inaccessibles), grâce à une banque de données telle que nous l'avons décrite, nous disposons d'un échantillonnage de ces deux populations : premièrement les traces collectées sur les lieux de cambriolages, et deuxièmement les encrages des chaussures des personnes contrôlées par la police en lien avec des investigations sur ce type de délits. Le défaut de la première est qu'elle contiendra inévitablement des traces qui n'ont pas de lien avec l'infraction investiguée, sans qu'il ait été possible de le déterminer. Le défaut de la seconde est qu'elle contient aussi bien les chaussures d'auteurs réels que celles de personnes suspectées à tort, sans qu'il soit possible de le déterminer sur le moment. Sur ce point, Girod et al. (2008) conseillent de s'informer auprès des deux. Nous relevons ici un avantage de la collection des traces prélevées sur les scènes de crime qui est que la trace en question est directement issue de cette même population.

Le dénominateur peut donc être estimé par la probabilité d'observer le motif en question parmi les chaussures ayant laissés des traces sur un cambriolage (respectivement parmi les chaussures saisies sur des personnes suspectées), ce qui, par simplification, est représenté par la fréquence de cette caractéristique dans cette population.

Dans son jugement de l'affaire R v T, le tribunal se posait la question (à laquelle il répondait par la négative) si la banque de données utilisée dans le cas d'espèce était susceptible de fournir un chiffre fiable puisqu'elle ne représentait que 0.00006% de toutes les chaussures vendues dans le pays en une année. Il sous-entend donc que la population pertinente est l'ensemble des chaussures disponibles

dans un pays. A l'inverse, si nous restreignons la population d'intérêt à celle des chaussures utilisées par des cambrioleurs tel que décrit précédemment, cela sous-entend qu'il existe des effets de sous-population. C'est-à-dire que la fréquence relative d'un motif obtenue est susceptible d'être différente selon la population considérée. Nous sommes d'avis que le bon sens permet d'envisager que c'est effectivement le cas : il serait pour le moins surprenant d'observer la même répartition de motifs de semelles parmi les ouvriers de la construction que parmi les étudiants de la faculté de sport d'une université. Néanmoins nous n'avons pas connaissance d'une étude permettant de démontrer que la répartition des motifs des chaussures utilisées par des cambrioleurs est effectivement différente de celles observées dans la population générale.

Nous allons tout d'abord discuter des effets de sous-population en termes de modèles de chaussures qui peuvent exister parmi la population générale. Puis nous mènerons quelques réflexions sur les facteurs dont il faut tenir compte lors du calcul de la fréquence d'un motif. Nous terminerons cette section par une estimation des fréquences auxquelles on peut s'attendre à partir d'une banque de données telle que celle du service forensique neuchâtelois.

9.1 Effets de sous-population sur la fréquence des motifs

En estimant la fréquence relative du motif d'une trace de semelle relevée sur un cambriolage, dans une banque de données contenant des traces et des encrages de chaussures liées à ce type d'activité, nous faisons l'hypothèse qu'il s'agit là de la population la plus adaptée pour répondre à la question que nous nous posons. C'est-à-dire, quelle est la probabilité d'observer un motif si la trace a été laissée par une chaussure inconnue parmi la population des chaussures ayant pu laisser des traces sur des cambriolages (respectivement parmi les chaussures des personnes suspectées) ? En dehors de toute considération quant à l'évaluation de la preuve au travers d'un rapport de vraisemblance ou non, l'argument majeur qui est opposé à l'estimation de la fréquence de cette manière est qu'une telle banque de données (contenant quelques centaines ou milliers d'observations) n'est pas représentative de toutes les chaussures disponibles dans un pays (Bodziak, 2012a; R v T, 2010).

Effectivement, la banque de données d'un laboratoire forensique n'est certainement pas représentative de la population de tout un pays. Mais cela a-t-il de l'importance ? Nous avançons l'argument qu'utiliser une population d'intérêt qui ne correspond pas aux circonstances du cas peut conduire à sur- ou sous-évaluer la fréquence d'un motif. En d'autres termes, estimer la fréquence du motif d'une trace sur un cas de cambriolage à partir de la population générale dans une région peut conduire à déterminer qu'il est rare alors qu'il est en réalité très commun chez les cambrioleurs (ou inversement).

Certains motifs peuvent être presque universellement considérés comme courants, comme par exemple le motif Converse® Chuck Taylor All Star. Ce dernier est en effet régulièrement cité parmi les modèles apparaissant le plus fréquemment dans les sondages réalisés dans de multiples pays et à différentes périodes (Benedict et al., 2014; Bodziak, 2017; Girod, 2002; Hamm, 1989; Hancock et al., 2012). Mais, excepté pour des motifs « universels », Benedict et al. ont également montré que des différences significatives étaient trouvées en étudiant des populations similaires (des étudiants universitaires) à différents endroits en Australie et en Nouvelle Zélande. De plus, nous pouvons noter que le 6^{ème} motif (Windsor Smith Flashy, une marque australienne) le plus fréquent dans leur étude, est totalement inconnu dans la banque de données neuchâteloise. A une échelle beaucoup plus petite, Girod (2002, pp. 147-148) montrait que les motifs communément relevés sur des cambriolages dans les cantons de Vaud et de Neuchâtel montrent des répartitions très proches. Ces études nous montrent donc la nécessité de prendre en considération une population adaptée à la région géographique.

La répartition géographique n'est évidemment pas le seul facteur ayant une influence. Il a été montré par exemple que les modèles portés diffèrent selon la classe d'âge (Hannigan et al., 2006) ou encore que le prix des chaussures portées par des cambrioleurs est corrélé au statut social de leur propriétaire (Tonkin et al., 2009). On peut aussi envisager que l'aspect pratique soit un critère de choix, une personne choisissant un type de chaussure en fonction de l'utilisation qu'il souhaite en faire. Nous pouvons raisonnablement envisager que nous trouverons par exemple des chaussures de la marque Engelbert-Strauss (fabriquant de chaussures de sécurités) plus fréquemment chez les personnes exerçant une activité manuelle que parmi les personnes travaillant dans le secteur bancaire. Sans avoir à définir les critères retenus par les auteurs de cambriolages pour choisir leurs chaussures, nous devons donc admettre que certains types de chaussures pourraient être plus fréquents ou plus rares parmi ce groupe de personnes que dans la population en général. Nous devons donc reconnaître que dans la population générale – comme à l'échelle d'un pays par exemple –, il existe des sous-populations au sein desquelles la fréquence d'un motif peut varier d'un groupe à un autre.

Dans le cadre de l'évaluation des résultats, l'estimation de la fréquence relative d'un motif intervient lorsque l'on cherche à estimer la probabilité d'observer un certain motif, sachant que c'est une autre chaussure inconnue qui est à l'origine de la trace de question (hypothèse H_d mentionnée précédemment). Puisque, dans le contexte que nous avons fixé, et en admettant sa pertinence, cette trace de question a été laissée sur les lieux d'un cambriolage, cette chaussure inconnue a donc été utilisée par un cambrioleur, inconnu lui aussi. La fréquence de ce motif doit donc bien être estimée à partir de la sous-population des cambrioleurs et non pas parmi la population générale.

Les réflexions menées plus haut rendent donc attentif à l'existence possible de sous-populations et donc que l'emploi de données issues d'autres populations que celles d'intérêt peut engendrer une sur- ou sous-évaluation de la fréquence relative d'un motif. En l'occurrence, dans le cadre d'infractions au patrimoine, l'hypothèse alternative envisage justement une chaussure inconnue parmi la population

des chaussures des auteurs de cambriolages (ou des chaussures dont les traces y sont observées). Une banque de données d'un service de police scientifique enregistrant justement ces données paraît donc être la plus appropriée pour se renseigner quant à la fréquence relative d'un motif. Alors qu'une statistique représentant la population de toutes les chaussures disponibles dans un pays, comme souhaité par Bodziak ou le jugement R v T, ne serait probablement pas à même de tenir compte de ces effets de sous-population.

9.2 Proportions de la banque de données à envisager

La chaussure est un objet de la vie courante et produit en masse. Les modèles de chaussures disponibles sur le marché se renouvèlent régulièrement en fonction des saisons, de la mode, etc. Si certains modèles classiques comme les Adidas Stan Smith³⁸ continuent à être produits pendant des années, de nouveaux modèles sont confectionnés et en remplacent d'autres. Il en va de même pour les motifs présents sur les semelles de ces chaussures. Que ce soit pour des raisons d'esthétique, de marketing, de confort ou autre, les motifs disponibles sur le marché évoluent constamment.

Ce phénomène est particulièrement visible lorsqu'on observe l'apparition et la durée de vie des motifs au cours du temps sur des cas de cambriolages. Nous avons illustré cela avec la figure 32 en page 107 : Entre 1992 et 2012, plus de 1'600 motifs différents ont été observés sur des traces alors que le nombre de motifs co-occurents (c'est-à-dire qui ont été observés avant et après un instant donné) est remarquablement stable au court du temps et se situe en moyenne autour de 240 jours. Dans la mesure où ce chiffre semble être indépendant du nombre de constats effectués, sa stabilité est donc due à la population des chaussures utilisées par les cambrioleurs. Parmi celle-ci, de nouveaux motifs arrivent au même rythme que d'autres disparaissent. On peut ainsi raisonnablement avancer que la disparition de certains motifs est due à la disparition des chaussures dont ils sont issus. Donc que des chaussures qui ont été observées à un instant t , n'ont matériellement plus la possibilité de laisser des traces quelques mois ou années plus tard.

A travers l'estimation de la fréquence relative d'un motif, on cherche à se renseigner sur la probabilité d'observer ce motif parmi les chaussures qui ont pu laisser la trace en examen. Or, si on utilise, comme c'est le cas dans ce travail, une banque de données qui contient des enregistrements vieux de plus de 20 ans, faut-il tenir compte de la totalité de ceux-ci dans l'évaluation de la fréquence ? La réponse est évidemment non. Il n'est pas raisonnable de tenir compte de chaussures qui ne font plus partie de cette population et qui n'ont matériellement plus la possibilité de laisser une trace. De la même

³⁸ Produite par Adidas depuis le début des années 70 et portant le nom d'un champion de tennis américain, le motif présent sous la semelle n'a que très peu évolué depuis.

manière, on ne chercherait pas à tenir compte de l'avis de personnes décédées dans un sondage d'opinion sur les prochaines votations.

De fait, il est impossible de déterminer, parmi toutes les chaussures observées dans le passé, lesquelles sont encore en circulation et lesquelles ont été détruites et dont on ne doit plus tenir compte. Il est donc nécessaire d'évaluer, d'une certaine manière, la durée de vie d'une chaussure. Milà et al. (1998) avancent le chiffre de 1'000 heures d'utilisation, ce qui correspond à une année d'usage normal. Mais il ne s'agit que d'une moyenne et ce chiffre dépend notamment du type de chaussures envisagé. De plus, nous devons également envisager que les auteurs de cambriolages peuvent également changer rapidement de chaussures afin de brouiller les pistes (Girod et al., 2008, pp 172-173). Nous n'avons donc, en l'état, pas de données concernant la durée de vie des chaussures des cambrioleurs.

Cependant nous pouvons utiliser les données temporelles des liens détectés entre des traces, ainsi que les délais entre le dépôt d'une trace et la saisie de la chaussure identifiée comme source. Nous avons précédemment étudié le temps écoulé entre deux cas où une trace provenant de la même chaussure a été prélevée. Le graphique présenté à la figure 42 nous montre que ce délai est très court et que très peu de liens sont détectés au-delà de 6 mois. Nous avons repris ces données et avons regroupé les cas par séries contenant les cas où la même chaussure a laissé une trace (c'est-à-dire les cas pour lesquels un inspecteur a estimé que les concordances entre traces étaient suffisantes pour accepter l'hypothèse d'une source commune et donc d'établir un lien entre les cas). Cela nous permet d'estimer la durée d'observation d'une chaussure sur des lieux à partir des dates du premier et du dernier cas de chaque série. La figure 56 expose le cumul de ces durées d'observations. Environ un tiers de ces séries ont une durée inférieure à 1 jour, 77% inférieure à un mois et 95% inférieure à six mois.

Similairement, Girod (2002) avait étudié le délai entre la saisie d'une chaussure et la date de dépôt de la trace qui lui a été attribuée pour toutes les identifications faites entre 1991 et 2000 dans les cantons de Fribourg, Neuchâtel et Vaud. Il arrive à la conclusion que dans la très grande majorité des cas (85%), ce délai ne dépasse pas trois mois. Ces répartitions ne représentent évidemment que les liens qui ont été détectés et non la durée de vie réelle des chaussures en question. Il est probable qu'un certain nombre de relations ne soient pas détectées ou établies parce que les chaussures ont été usées entre temps. Nous avons d'ailleurs relevé un tel exemple dans la section 8.1, où la même paire de chaussures avait été utilisée sur deux cambriolages espacés de deux ans. Dans notre pratique professionnelle, nous avons rencontré un cas où un cambrioleur avait conservé une paire de chaussures pendant près de 3 ans tout en les utilisant pour commettre ses délits. Bien que cela apparaisse comme un cas isolé, il ne nous est pas possible d'estimer la proportion de ces cas et dans quelle mesure ils modifieraient la répartition des délais.

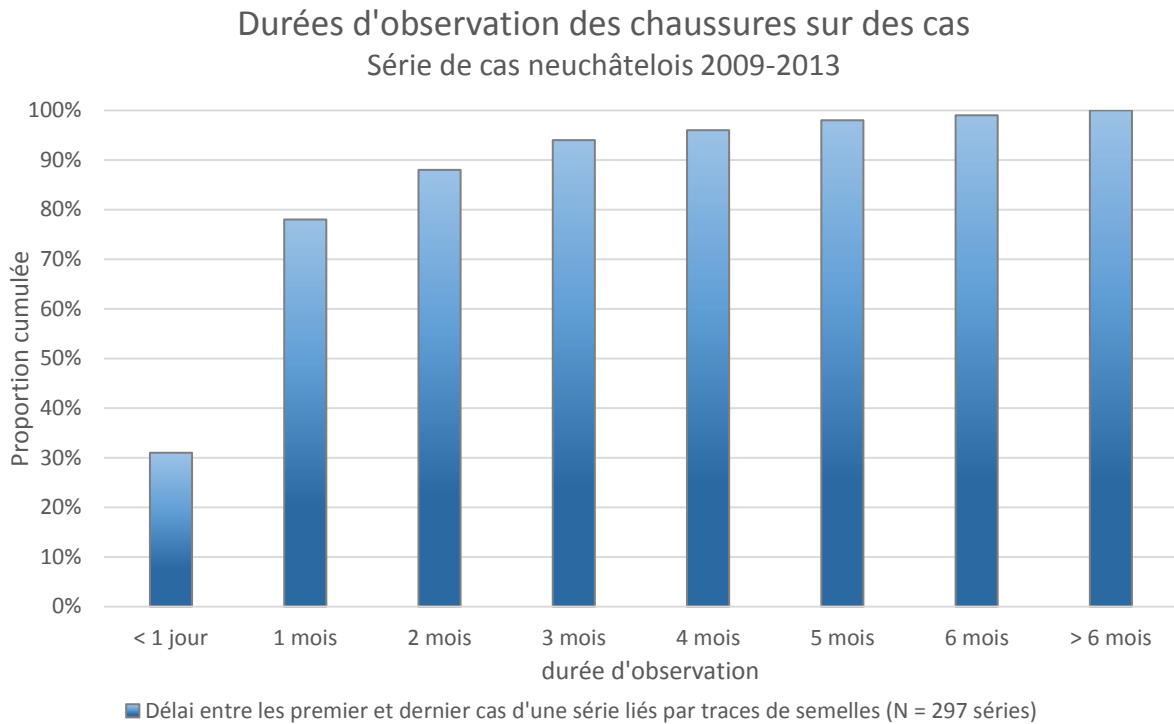


Figure 56: Répartition des durées d'observation des traces de chaussures sur des lieux de cambriolages entre 2009 et 2013 à partir des données neuchâteloises. Les délais ont été mesurés entre le premier et le dernier cas où les traces attribuées à une même chaussure ont été révélées.

A partir de ces données nous ne pouvons donc pas extrapoler une durée de vie précise des chaussures de cambrioleurs. Cependant il paraît raisonnable d'admettre que celle-ci se chiffre en mois plutôt qu'en années. Dès lors, l'estimation de la fréquence d'un motif doit être faite sur une plage limitée de temps et non pas en tenant compte de tout l'historique de la banque de données. De plus, il est également nécessaire d'effectuer cette estimation sur un intervalle de temps qui inclut la trace en examen puisque des variations de l'apparition d'un motif dans le temps sont possibles. Nous illustrerons cela au point suivant. Nous effectuerons des simulations de calculs de la fréquence relative des motifs sur la base des données à disposition.

9.3 Estimation des fréquences relatives des motifs sur les données neuchâteloises

Nous avons précédemment montré qu'une banque de données contenant les traces prélevées sur des lieux de cambriolages et les chaussures saisies sur des personnes suspectées était pertinente pour se renseigner quant à la fréquence relative d'un motif. Nous avons ensuite mené une réflexion sur la population d'intérêt à prendre en compte et plus précisément sur la durée de vie des chaussures parmi cette population. Celle-ci nous a permis de conclure que la proportion de la banque de données à

prendre en compte dans l'estimation de la fréquence d'un motif doit être limitée dans le temps. Cependant la mise en œuvre de ce genre d'estimation suppose que les données soient correctement structurées. Autrement dit, les traces et empreintes de références doivent être répertoriées dans le temps et classifiées selon leur motif. Nous allons donc maintenant mettre en pratique ces recommandations et estimer les fréquences relatives des motifs observés dans la banque de données neuchâteloise.

Nous avons donc procédé de la manière suivante : Nous avons pris chaque occurrence de motif sur les lieux d'une infraction contre le patrimoine entre août 2011 et septembre 2013, soit 3358 occurrences. Pour chacune d'entre elles, nous nous plaçons dans la situation hypothétique où nous possédons une chaussure que nous supposons être à la source de celle-ci et pour laquelle nous souhaitons effectuer une évaluation des concordances (nous pourrions également considérer la situation où nous aurions à évaluer la concordance entre deux traces, la méthode serait similaire). Cette évaluation tient compte des hypothèses alternatives suivantes : soit la trace a été laissée par la chaussure en examen (Hp), soit elle a été laissée par une autre chaussure inconnue prise parmi la population d'intérêt. Cette dernière peut, comme nous l'avons déjà mentionné, être considérée de deux manières. Il peut s'agir des chaussures ayant laissé des traces sur des lieux de cambriolages. Dans ce cas, elle peut être représentée par les traces prélevées sur les lieux par le SF. Ou alors on peut considérer que cette population d'intérêt est constituée de chaussures appartenant à des personnes mises en cause pour des cambriolages et donc sera représentée par les chaussures saisies par la police sur ce type de personnes.

Pour notre évaluation, nous nous sommes intéressés exclusivement à la concordance du motif entre une trace et la chaussure de référence, et donc à l'apport de cette concordance dans le rapport de vraisemblance. Lors de l'évaluation de ce rapport de vraisemblance, nous considérons que le numérateur vaut 1 (la probabilité d'observer le motif de la trace si Hp est vraie) et que le dénominateur est égal à la fréquence relative du motif. Nous avons donc envisagé les deux types de populations d'intérêt mentionnées et avons calculés les fréquences relatives du motif en question pour les 3358 traces considérées. De plus, nous avons estimé les fréquences relatives des motifs dans chacune des populations d'intérêts sur des périodes de temps différentes soit : 3, 6, 12, 18 et 24 mois. Les résultats sont exposés ci-après sous la forme de rapports de vraisemblance pour les deux populations.

Le calcul des fréquences relatives des motifs à partir des traces sur les lieux a été effectué de la manière suivante : pour une trace d'un motif donné observée à une date donnée, le numérateur de la fréquence est obtenu en dénombrant le nombre d'évènements où ce motif a été observé sur une période de 3 mois (respectivement 6, 12, 18 et 24 mois) précédant la date de la trace considérée. Le dénominateur de la fréquence correspond au nombre d'évènements sur lesquels des traces de semelles ont été relevées durant la période de temps considérée. La figure 57 expose graphiquement

ce concept³⁹. Il a été tenu compte du fait qu'une même chaussure pouvait laisser des traces sur plusieurs cas et donc augmenter le nombre d'observations de son motif. Dans la mesure où nous cherchons à estimer la fréquence d'apparition du motif parmi les chaussures utilisées sur les lieux de délit, les traces considérées comme liées ont été regroupées et ne comptent que comme une seule observation. Les résultats des rapports de vraisemblance obtenus ainsi sont montrés à figure 58 sous la forme de box plots. La figure 59 montre le même résultat obtenu à partir de la fréquence des motifs parmi les chaussures saisies. Le calcul de la fréquence relative obtenue à partir des chaussures est similaire à celui des traces : le numérateur de la fréquence est donné par le nombre d'observations du motif parmi toutes les chaussures saisies durant la période d'intérêt et le dénominateur correspond au nombre total de chaussures saisies durant cette même période.

³⁹ Aucune correction n'a été appliquée au nombre d'occurrences et nous n'avons pas non plus calculé d'intervalle de confiance comme cela a déjà été proposé (voir Hancock et al., 2012). Comme nous l'avons déjà exprimé, nous n'avons pas l'intention d'effectuer une étude statistique de la fréquence des motifs mais bien d'investiguer dans quelle mesure une banque de données peut assister le forensicien dans l'assignation d'un rapport de vraisemblance.

9 – Apport de la classification par motif dans l'évaluation

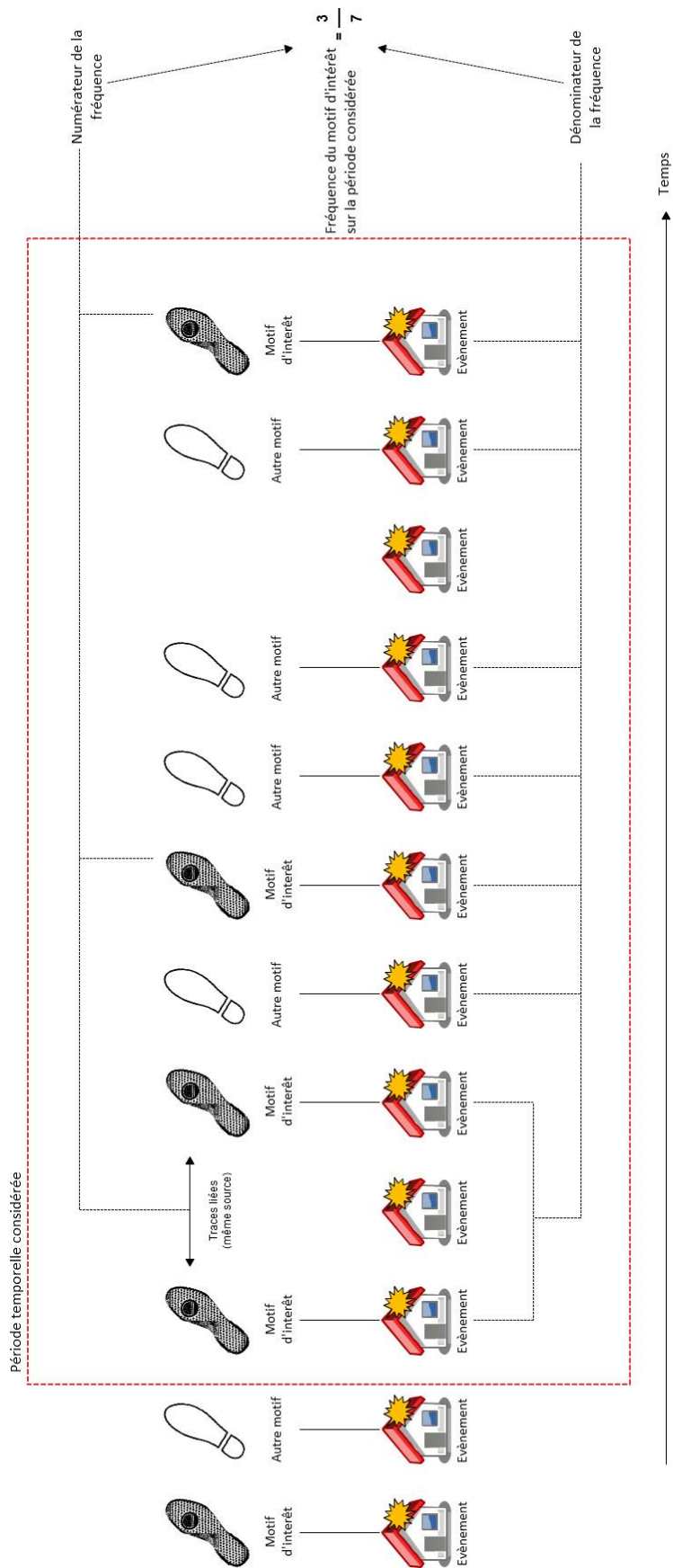


Figure 57: Schéma explicatif de la détermination de la fréquence relative d'un motif d'intérêt à partir de ses occurrences observées sur les lieux, pour une période temporelle donnée.

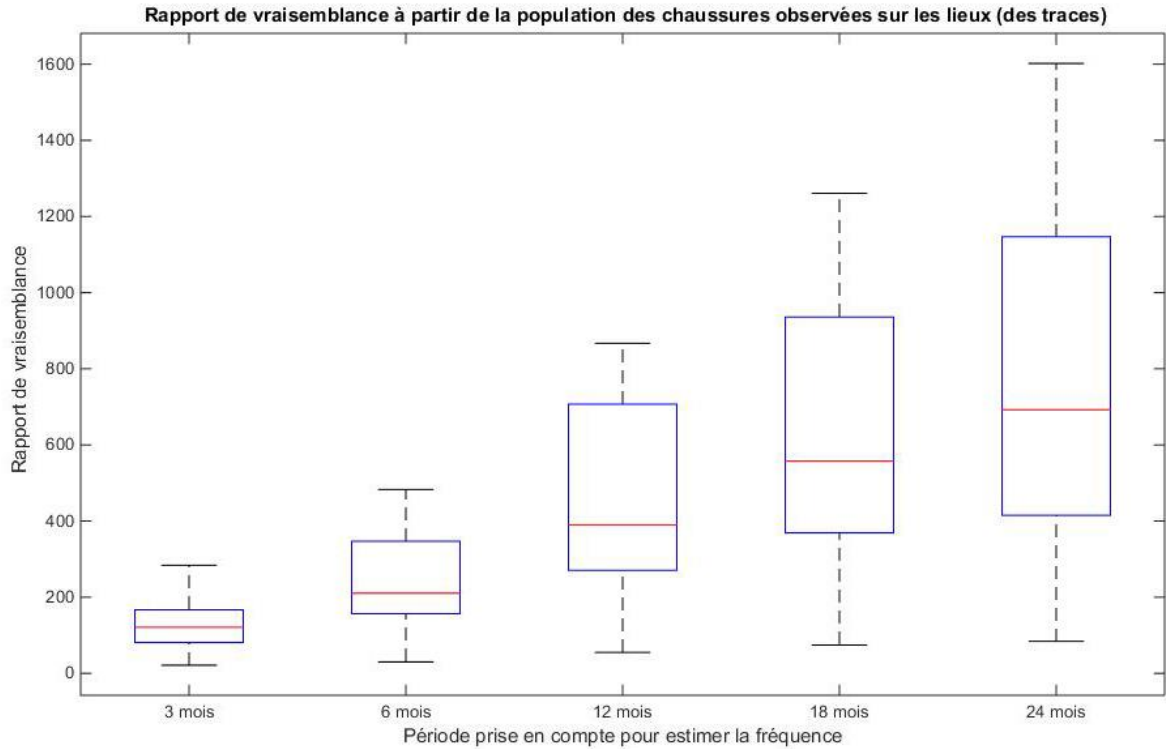


Figure 58: Effet de l'étendue de la période prise en compte dans le calcul du rapport de vraisemblance des motifs en fonction de l'occurrence des motifs sur les lieux d'infraction. Calculs effectués pour 3358 traces récoltées entre août 2011 et septembre 2013 dans la banque de données du SF Neuchâtel.

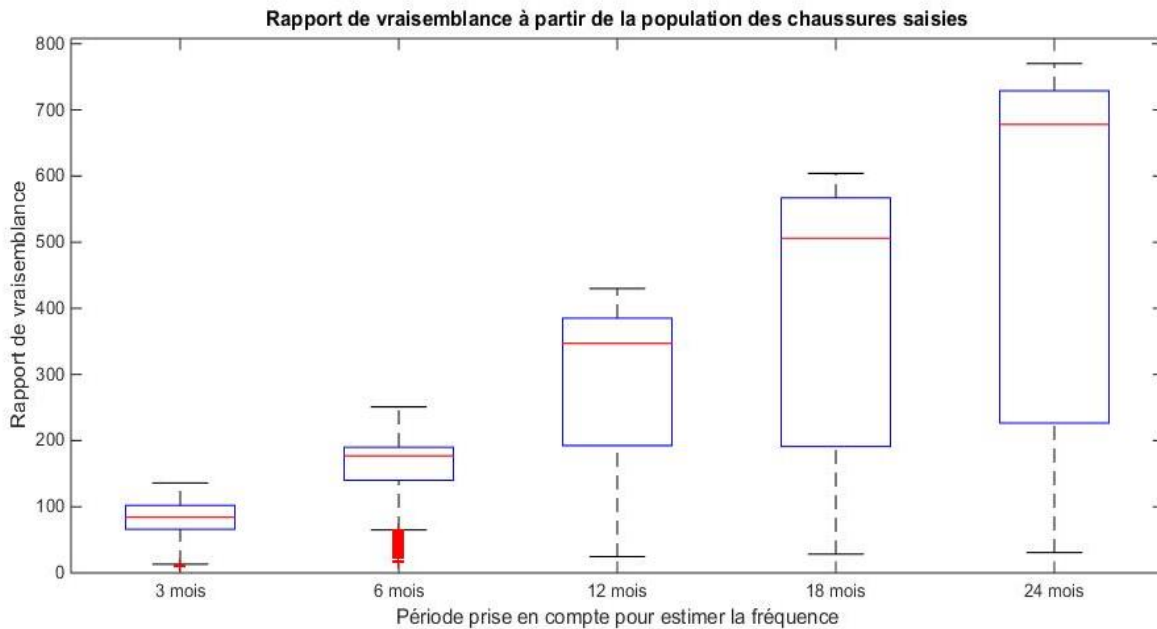


Figure 59 : Effet de l'étendue de la période prise en compte dans le calcul du rapport de vraisemblance des motifs en fonction de l'occurrence des motifs des chaussures saisies sur des personnes suspectées. Calculs effectués pour 3358 traces récoltées entre août 2011 et septembre 2013 dans la banque de données du SF Neuchâtel.

La première constatation est que la période prise en compte pour déterminer les fréquences relatives a clairement un effet sur les rapports de vraisemblance obtenus. Plus celle-ci est étendue, plus les RV augmentent (inversement, les fréquences diminuent). Cela s'explique naturellement par le faible nombre d'occurrences observées pour la majorité des motifs. Un motif qui n'apparaît qu'une seule fois aura une fréquence qui diminuera continuellement avec le temps et la prise en compte de nouvelles traces ou chaussures enregistrées. Cet effet est valable autant lorsque l'on tient compte des occurrences des motifs parmi les traces que parmi les chaussures saisies. Et si nous étendons la période prise en compte pour effectuer les calculs à l'ensemble de la banque de données (1994-2017), les rapports de vraisemblance obtenus à partir des observations sur les traces s'échelonnent entre 40 et 9'300, avec une moyenne à 6'800. Similairement, l'observation des occurrences des motifs sur les chaussures saisies sur toute la banque de données nous donne des rapports vraisemblance entre 50 et 9'000 et une moyenne à 7'700. Il est donc primordial de s'interroger sur la période prise en compte lors de la détermination de la fréquence relative d'un motif.

Deuxièmement, en comparant les évaluations basées sur les traces et celles sur les chaussures, nous observons que les médianes de chaque période envisagée sont relativement proches comme le montre le tableau ci-dessous qui présente le logarithme des rapports de vraisemblance. Les ordres de grandeur entre les rapports de vraisemblance issus des traces et ceux issus des chaussures sont relativement proches.

	3 mois	6 mois	12 mois	18 mois	24 mois
Log ₁₀ (RV) médian à partir des traces	2.08	2.32	2.59	2.74	2.84
Log ₁₀ (RV) médian à partir des chaussures	1.92	2.24	2.54	2.70	2.83

Tableau 4: Logarithme décimal des rapports de vraisemblance médians pour chaque période

En revanche, les rapports de vraisemblance obtenus à partir des traces possèdent des maxima qui sont supérieurs à ceux obtenus à partir des chaussures – de l'ordre du double. Cela laisse à penser que, ponctuellement, le rapport de vraisemblance obtenu pour un motif à un instant donné peut être significativement différent selon que l'on se renseigne dans l'une ou l'autre des populations. C'est ce que nous observons dans les figures 60 et 61 qui montrent les rapports de vraisemblance pour deux motifs distincts et leur évolution au court du temps d'après des fréquences calculées à partir des traces ou des chaussures (lignes en trait plein en bas). Nous observons effectivement un décalage important entre les deux versions du RV, notamment sur la gauche de la figure 60 où les rapports sont d'environ 325 à partir des traces et d'environ 175 à partir des chaussures. Sur la figure 61, la différence entre les deux versions du RV est quasi constante avec un RV généralement deux fois plus haut lorsqu'il est obtenu à partir des traces. De grandes variations ponctuelles peuvent avoir lieu lorsqu'un motif n'a plus été observé sur les lieux pendant une longue période et qu'il réapparaît à nouveau isolément. Le

rapport de vraisemblance peut également fortement varier lorsque la fenêtre de temps prise en compte se trouve juste à côté d'un nombre important d'occurrences du motif en question qui ne sont pas retenues pour l'évaluation. C'est ce que nous montrent les courbes en pointillée sur la partie supérieure de ces deux figures qui représentent respectivement les numérateurs et dénominateurs retenus pour le calcul de la fréquence du motif à un instant t . Ces deux courbes ne sont pas corrélées et expliquent séparément les variations du RV dans le temps. Si le nombre d'occurrences d'un motif diminue, son RV augmente. De même, si le nombre de cas investigués par le service augmente, alors le RV augmente aussi.

Il est intéressant de relever que le RV estimé à partir des traces n'est pas en permanence supérieur à celui estimé à partir des chaussures saisies. Nous observons une telle inversion des RV à plusieurs reprises dans l'exemple de la figure 60.

Ces observations ne nous permettent pas de déterminer si une des deux populations doit être privilégiée pour l'estimation de la fréquence d'un motif. A moins que des considérations en lien avec les circonstances d'un cas et le choix de l'hypothèse alternative H_d , nous concluons donc qu'il est utile d'effectuer une estimation de la fréquence d'un motif dans les deux populations. Cela doit permettre de se forger une opinion et de pouvoir éventuellement détecter des effets comme décrit précédemment où une grande différence existerait. Il apparaît également important de décaler l'intervalle de temps pris en compte afin de déterminer si une fréquence particulièrement faible est due à un effet stochastique ou s'il s'agit réellement d'une tendance établie.

9 – Apport de la classification par motif dans l'évaluation

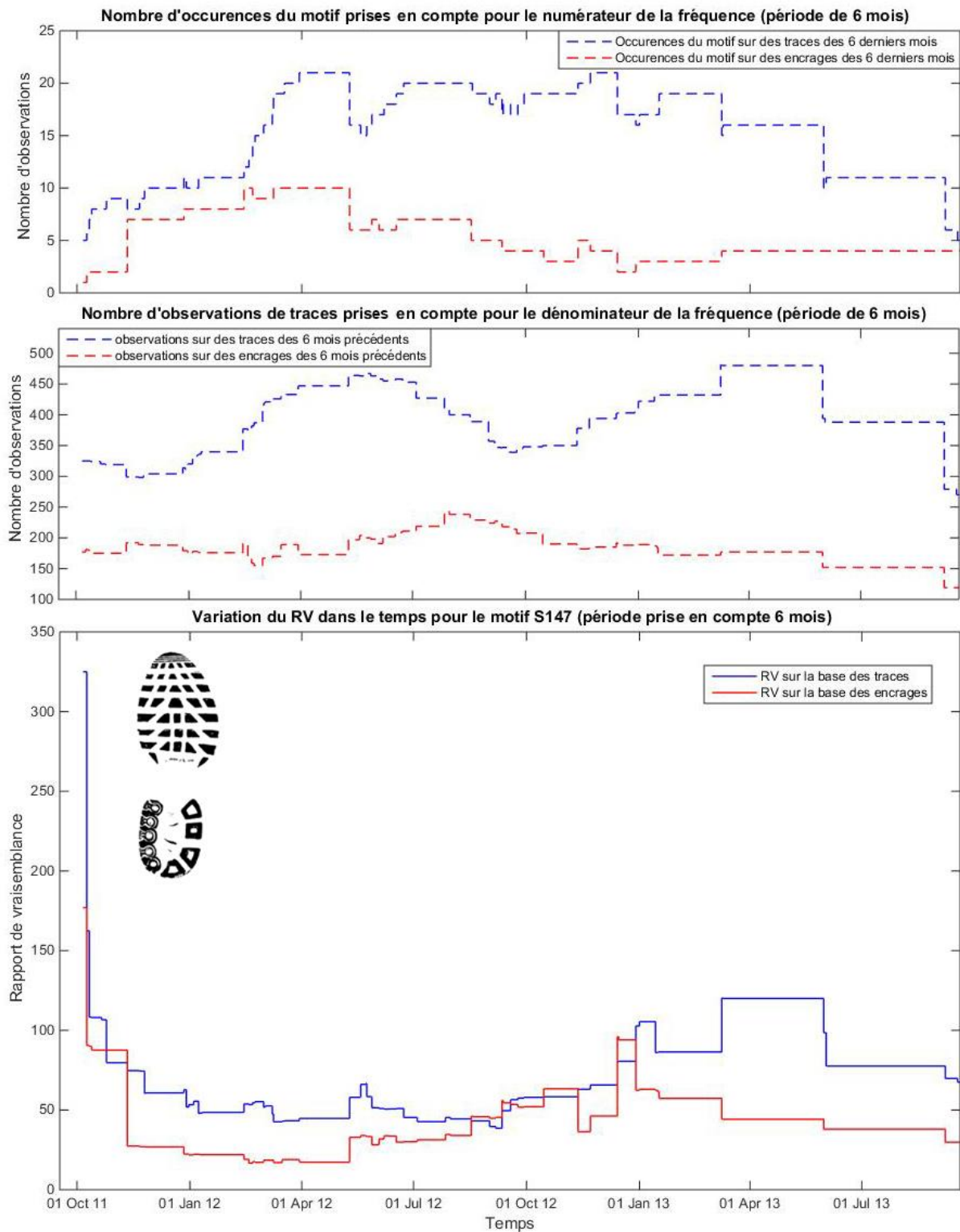


Figure 60: Variation du rapport de vraisemblance dans le temps pour le motif S147 (145 occurrences au total, la courbe bleue est basée sur la fréquence d'apparition parmi les traces relevées dans les 6 derniers mois, la courbe rouge sur la fréquence d'apparition parmi les chaussures saisies dans les 6 derniers mois)

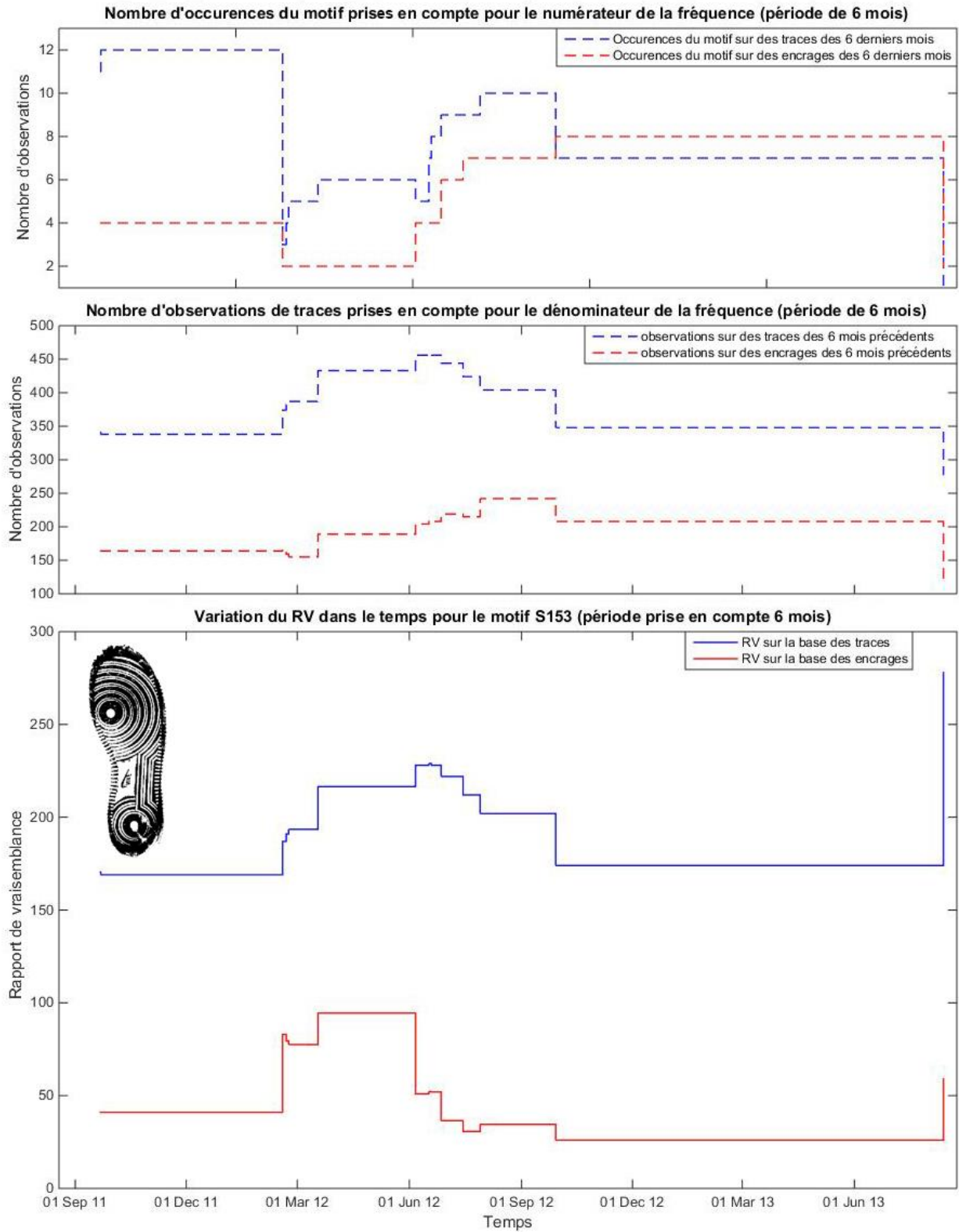


Figure 61: Variation du rapport de vraisemblance dans le temps pour le motif S153 (30 occurrences, la courbe bleue est basée sur la fréquence d'apparition parmi les traces relevées dans les 6 derniers mois, la courbe rouge sur la fréquence d'apparition parmi les chaussures saisies dans les 6 derniers mois)

Les exemples exposés aux figures 60 et 61 ont été choisis car il s'agit de motifs couramment observés durant la période étudiée, ce qui permet d'illustrer que d'importantes variations peuvent survenir. Quant au choix de la durée sur laquelle l'estimation doit être faite, nous n'avons pas non plus d'arguments définitifs qui nous permettent de le faire. A partir des liens détectés, nous observons que la durée pendant laquelle une paire de chaussures dépose des traces sur des lieux d'infractions est de l'ordre de quelques semaines à quelques mois. Mais nous savons que ces estimations ne reflètent que ce qui a été détecté. Il en va de même pour les relations entre traces et empreintes de références. Des exemples issus de cas réels nous montrent que certains auteurs changent très rapidement de chaussures alors que d'autres conservent leurs chaussures des années. De la combinaison de ces observations, une période de 6 mois pour l'estimation de la fréquence d'un motif est une durée qui nous paraît une durée raisonnable.

Les observations faites ici nous amènent à conclure que l'estimation de la fréquence relative d'un motif à l'aide d'une banque de données peut difficilement être obtenue de façon simple au travers de quelques requêtes sur la banque de données. En partant du principe que la force du motif est une valeur assignée par l'examineur, ce dernier doit faire son choix en étant renseigné le mieux possible. C'est-à-dire qu'il doit être conscient que la fréquence d'un motif peut varier selon les critères choisis (moment de l'évaluation, durée de la période prise en compte, population d'intérêt) et à ce titre, effectuer plusieurs estimations de la fréquence afin d'estimer ces variations. Bien que nous ayons mentionné à de nombreuses reprises le terme de *fréquence relative d'apparition*, nous envisageons bien sa mise en œuvre dans le cadre d'une évaluation dite subjective de la preuve dans le sens où il s'agit d'assigner une valeur à une probabilité épistémique, telle que le décrivent Biedermann et al. (2013).

Par rapport au jugement rendu dans le cadre de R v T, nous avons précédemment montré qu'une approche bayésienne peut être employée afin d'évaluer la force probante même si les données statistiques parfaites n'existent pas. Nous avons également abordé la problématique de la population d'intérêt qui n'est pas nécessairement la population des chaussures dans tout un pays contrairement à ce que suggère le tribunal. Mais ce que nous montrent les observations faites précédemment est que la période prise en compte doit être choisie de façon opportune. Or l'examineur a, semble-t-il, exposé lors de son témoignage des chiffres de ventes de chaussures sur une période de entre 1996 et 2006 pour justifier son évaluation (R v T, 2010, §42)⁴⁰. C'est un point que le tribunal n'a pas relevé, alors qu'une période de 10 ans apparaît clairement injustifiée à la lumière de nos résultats.

⁴⁰ Dans ce même paragraphe il est également fait mention de contrefaçons de chaussures arborant un motif similaire mais qui ne rentrerait pas dans les chiffres de ventes et donc dans l'estimation. La classification par motif telle que nous la proposons dans ce travail ne tient pas compte de la marque (fabricant) et permet donc de s'affranchir de la problématique des contrefaçons.

L'assignation de la valeur probante du motif telle que nous l'admettons ici nous oblige cependant à être conscients des facteurs qui influencent la fréquence relative d'un motif dans une banque de données et à être capable d'évaluer dans quelle mesure ils peuvent impacter sur la valeur finale. Un certain manque de transparence dans les explications quant aux données utilisées dans l'évaluation du RV a été relevé par le tribunal dans R v T. Dans un souci de transparence, il serait envisageable d'expliquer un résultat à l'aide de graphiques tels que ceux présentés aux figures 60 et 61, ce qui aurait l'avantage de pouvoir expliquer très clairement quels sont les facteurs retenus dans l'évaluation. Une banque de données adéquatement structurée devrait d'ailleurs faciliter l'extraction de ce genre de graphiques.

Dans sa critique de l'usage du rapport de vraisemblance dans le cadre de l'affaire R v T, Bodziak (2012a) conclut que, « *non seulement, l'estimation du rapport de vraisemblance basée sur des données imparfaites ne contribue en rien à assurer une conclusion plus exacte, mais risque sérieusement de tromper l'examineur et/ou le jury* »⁴¹. Certes, les données sont imparfaites. Mais les données recueillies par un service de police scientifique sont-elles nécessairement déconnectées des questions en jeu lors de l'évaluation de la preuve ? Nous avons montré que non. Le forensicien qui assigne la fréquence relative d'un motif à partir de telles données peut-il prétendre détenir la valeur exacte et précise de celle-ci ? Evidemment que non. Nous avons montré que des différences significatives sont observées dans les résultats en fonction de la population observée et de la fenêtre temporelle retenue. Mais si prétendre détenir la valeur exacte serait trompeur pour un jury, prétendre qu'on ne possède aucune donnée pour s'informer quant à celle-ci est tout aussi trompeur. Si l'expert est supposé utiliser son expérience pour se forger une opinion, alors l'exploitation et l'exposition des données à disposition est une manière d'objectiver cette expérience et d'améliorer la transparence de son raisonnement.

A la lumière de ces résultats et des réflexions menées, nous faisons donc les recommandations suivantes pour s'informer quant à la fréquence relative d'un motif lors de l'évaluation d'un rapport de vraisemblance :

- Premièrement, s'assurer de l'adéquation des données avec la population d'intérêt dictée par les hypothèses en jeu dans un cas d'espèce.
- Si les hypothèses en jeu le permettent et que les données sont à dispositions, estimer la fréquence relative à partir des observations faites sur les traces et sur les chaussures saisies afin de s'assurer qu'on n'obtient pas de différence importante entre ces deux populations.

⁴¹ "Not only does the practise of formulating a likelihood ratio on notional and estimated data contribute nothing toward assuring a more accurate conclusion, but seriously risks misleading the examiner and/or a jury." (Bodziak, 2012a)

- Choisir une fenêtre temporelle dans les données d'une durée raisonnable et contemporaine avec le cas d'espèce. Une période d'observation de 6 mois nous paraît raisonnable en regard de la durée de vie supposée d'une paire de chaussures.
- S'assurer qu'un décalage de quelques semaines (ou mois) de la fenêtre temporelle n'engendre pas d'importantes variations dans la fréquence relative obtenue.
- En règle générale et en l'absence de justification, lorsque d'importantes variations sont observées entre différentes fenêtres temporelles ou selon la population observée, retenir la fréquence relative la plus haute (RV le plus bas), de manière à rester conservatif et à ne pas surévaluer la valeur probante.
- Documenter les estimations réalisées et les paramètres utilisés de manière à assurer la transparence de l'évaluation de la preuve. Dans tous les cas, il doit être possible de justifier la fréquence retenue.

Une classification par motif des traces est donc une aide importante à l'évaluation de la fréquence relative d'un motif dans le cadre d'une expertise à destination d'un tribunal. Mais elle l'est tout autant dans un cadre investigatif et tout particulièrement lors de l'établissement de liens entre traces prélevées sur des lieux. En effet, le motif est la seule caractéristique qui est systématiquement présente sur ces traces. Selon leur qualité, la taille, les caractéristiques de moule ou encore les caractéristiques acquises comme l'usure et les coupures ne sont pas toujours observables. L'évaluation de la force probante de l'observation de motifs concordants sur deux traces est donc cruciale dans la prise de décision quant à l'établissement du lien entre deux traces. La classification par motif est donc une aide à la détection de liens mais également à la prise de décision quant à leur établissement.

Nous n'avons pas abordé ces éléments dans le cadre de ce travail, mais nous tenons à relever encore qu'une banque de données basée sur une classification par motif peut également apporter d'autres informations que la fréquence relative d'un motif. En regroupant plusieurs exemplaires d'un même modèle de chaussure, il est possible d'observer comment se comportent d'autres sortes de caractéristiques au sein de la même classe. Cela peut parfois apporter une grande aide en permettant, par exemple, d'observer les variations des éléments du motif en fonction de la pointure ou encore l'évolution des usures sur un modèle particulier. Le fait d'avoir facilement à disposition plusieurs exemplaires d'un même motif peut donc grandement aider à se forger une opinion sur le pouvoir discriminant des caractéristiques observées.

10 Portée du travail doctoral et perspectives

10.1 Renseignement forensique : la trace et le forensicien intégrés

Dans les données neuchâteloises utilisées, nous avons pu constater que près de 95% des traces de semelles collectées l'ont été sur des constats d'infractions contre le patrimoine. On observe d'ailleurs des tendances similaires dans toutes les polices romandes. Comme nous le relevions dans le chapitre 2, ce type de délit représente une part significative de la criminalité enregistrée par la police en Suisse, mais son taux de résolution est relativement bas (environ 14% des cambriolages sont élucidés). Nous avons également pu observer qu'au sujet du nombre d'identifications (relation trace-personne), les traces de semelles ont un apport moindre que celui de l'ADN ou de la dactyloscopie (environ 1 association semelle pour 2 papillaires et 6 ADN). En revanche, les traces de semelles permettent d'établir environ quatre fois plus de liens entre affaires que l'ADN.

Ces liens entre traces peuvent parfois être utilisés afin de démontrer la culpabilité d'un prévenu devant un tribunal. Mais, comme nous l'avons montré au travers des exemples du chapitre 8, ces liens apportent en premier lieu une meilleure vision des phénomènes criminels en cours et permettent de prendre des décisions dans le but de résoudre un problème, bien avant d'envisager le procès d'un auteur. La trace de semelle joue donc bien un rôle dans l'action de sécurité au sens large, en contribuant au processus de renseignement, tant au niveau tactique, opérationnel que stratégique.

Le premier enseignement que nous tirons des exemples présentés est que chaque type de trace joue un rôle qui est nécessaire mais pas suffisant dans la résolution du problème. Cette complémentarité s'exprime par le fait que, dans les exemples exposés, ni les semelles ni l'ADN, pris séparément, n'auraient permis d'aboutir à la même analyse. C'est bien la conjugaison de ces deux types de traces, avec les informations contextuelles et d'enquête, qui a permis les résultats obtenus. Dans ces exemples, ce sont les traces de semelles et biologiques qui ont été exploitées. Mais d'autres types de traces sont employées de façon similaire : les traces papillaires (Hefetz et al., 2016), les traces de d'oreilles (Hirschi, 1970), les traces de gants ou d'outils (Ribaux et al., 2003) ou encore l'imagerie (Dessimoz et Champod, 2016). Les capacités d'analyses sont donc tributaires de la capacité à intégrer des informations issues de différentes sources comme le remarquent Rossy et al. (2013). Dans les cantons romands, cette capacité repose notamment sur les outils de gestion des cas des services de police scientifique et sur la plateforme intercantonale PICAR. Les liens forensiques établis et rapportés dans les outils cantonaux sont le plus souvent automatiquement transmis dans PICAR, permettant ainsi

une rapidité de la diffusion de l'information et évitant au passage des erreurs dues à la ressaisie des données (Ratcliffe, 2005). Une fois collectées et centralisées, ces informations peuvent alors être exploitées par les analystes.

En ce qui concerne les traces de semelles, celles-ci sont collectées, codifiées, classifiées puis comparées avec des traces présentant un profil similaire (comme exposé au chapitre 5.2). Ces comparaisons (trace-trace) sont réalisées par le forensicien et leur résultat est rapporté sous la forme de lien. C'est donc au forensicien qu'il revient de prendre la décision de tester l'hypothèse de source commune et d'établir, ou non, le lien entre deux traces présentant des similitudes. Il est suggéré que l'observation des occurrences des motifs dans le temps et dans l'espace (Girod, 2002; Ribaux et al., 2003; Rodrigues, 2012), ou de manière plus générale la détection de pattern (Grossrieder, 2017), permettent de détecter des liens. Nos résultats du chapitre 8.1 le démontrent également. La détection de ces liens est réalisée au travers de l'observation des apparitions des motifs dans le temps et l'espace. Plus précisément, cette observation permet de repérer les candidats intéressants qui seront ensuite comparés par le forensicien. Ce dernier évaluera alors la valeur qu'il peut associer aux éléments relevés sur les traces, puis décidera d'établir ou non, le lien. Ce travail nous permet donc d'envisager que cette décision soit prise en fonction de la valeur probante exprimée par un rapport de vraisemblance, mais également des connaissances a priori et de la perception des bénéfices et des risques qu'engendre celle-ci.

Considérer l'établissement du lien au travers de la théorie de la décision nous permet de comprendre comment, sur la base d'un même examen forensique, la réponse apportée peut différer selon les connaissances a priori de l'examineur et sa compréhension des enjeux (voir chapitres 4.1 et 8.2). De plus, cette théorie nous permet de comprendre que, pour aboutir à la décision d'établir un lien à partir d'un examen dont le rapport de vraisemblance est faible, le forensicien a un besoin en informations d'autant plus grand. Si l'observation de profils génétiques similaires sur deux traces permet facilement d'obtenir des rapports de vraisemblance de l'ordre du million, voire du milliard, les concordances observées sur des traces de semelles aboutissent plus généralement à des rapports de vraisemblance de l'ordre de quelques dizaines à quelques centaines. Ce constat relève bien l'importance pour le forensicien travaillant avec les semelles, de pouvoir accéder et décrypter les informations contextuelles et appréhender l'exploitation qui sera faite de ces résultats. Dessimoz et Champod (2016) font un constat similaire dans le domaine de la comparaison faciale et relèvent l'importance de pouvoir contextualiser les images traitées.

Ces considérations nous montrent que l'exploitation des traces de semelles doit être envisagée sous l'angle de l'intégration du forensicien dans l'organisation policière. Avant même la conception d'une banque de données de traces de semelles ses considérations d'ordre technologique. L'exploitation de la trace de semelle à des fins de renseignement est incompatible avec la vision du forensicien spécialisé dans son domaine, travaillant dans son laboratoire, isolé de tout contexte afin ne pas être biaisé. Il ne

doit pas être considéré uniquement comme un émetteur d'informations mais aussi comme un récepteur de celle-ci. La détection de liens nécessite un accès aux données contextuelles et donc un outil capable de les intégrer. La décision aboutissant à l'établissement de ces liens requiert une compréhension du contexte qui peut provenir de données brutes, mais aussi de synthèses d'informations sur les phénomènes en cours établies par les analystes. De même, elle nécessite un échange avec les enquêteurs afin de comprendre leurs besoins et de quelle façon ils exploiteront les liens établis. Nous pouvons considérer ces échanges comme l'application, à un domaine particulier, du système commun au renseignement, à l'enquête et la police scientifique que Ribaux (2014 p. 263) décrit sous la forme d'un triangle.

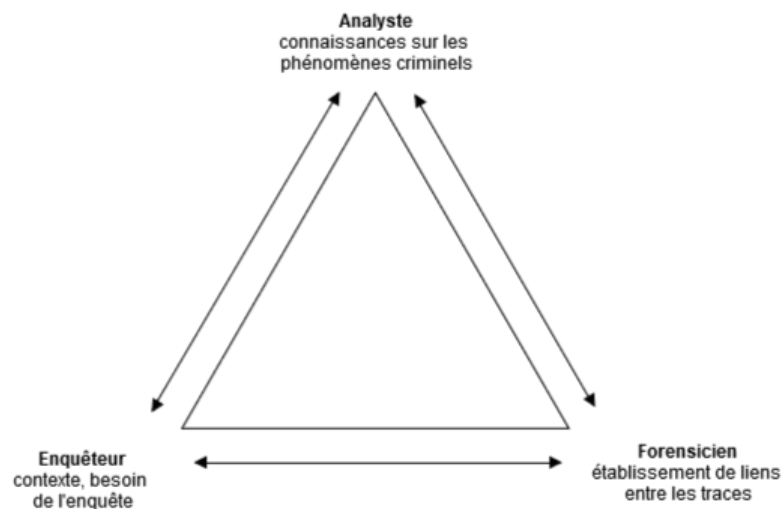


Figure 62: schématisation des échanges entre analyste, enquêteur et forensien dans l'établissement de liens entre traces de semelles.

Cette modélisation de l'établissement de liens sous la forme d'un diagramme d'influence n'est évidemment qu'une simplification de la réalité complexe, comme le soulignent Zoete et al. (2015; 2017) dans leurs travaux. Cependant, il serait intéressant d'approfondir notre connaissance de nos mécanismes de prises de décision quant à l'établissement des liens. Certes, certains de ces mécanismes ont déjà été mis en avant (Dror et Cole, 2010; Dror, 2015) mais le plus souvent pour démontrer les risques de biais contenus dans les conclusions rendues devant un tribunal. Et ces risques sont souvent utilisés pour justifier l'isolement du forensien de tout contexte. Mais nous évoquons ici une exploitation beaucoup plus large de la trace qui joue un rôle important dans l'analyse et la compréhension de phénomènes criminels. Comme nous l'avons montré, l'exploitation de la trace dans ce contexte requiert l'accès aux informations contextuelles de la trace. Il serait dès lors important d'explorer plus avant comment et quels types d'informations contextuelles influencent les décisions, et comment le forensien perçoit les *risques* et les *bénéfices* (en un mot, les conséquences) qui découlent des conclusions qu'il transmet. L'étude de ces facteurs aurait l'avantage de mettre en avant leurs influences et de permettre de mieux situer la place que doit occuper le forensien et la trace de

semelle dans une organisation. Du point de vue de la formation des forensiens, cela justifie une approche transdisciplinaire, puisque ceux-ci ne devraient pas seulement être à même de comprendre les mécanismes physico-chimiques qui entourent la création de la trace, mais également d'appréhender le contexte *criminologique* dans lequel la trace a été déposée. Et finalement, une meilleure compréhension du travail du forensien serait également un avantage lors de la création d'outils qui lui sont dédiés, telles que des banques de données.

10.2 Banque de données : quel rôle pour l'automatisation ?

L'automatisation de la comparaison de traces de semelles est souvent présentée par les publications du domaine comme un progrès évident, dont la nécessité ne souffre aucune discussion. La tâche manuelle de recherche de correspondances des systèmes actuels est parfois décrite comme « fastidieuse et inefficace » (Tang et al., 2012) ou « laborieuse et sujette à l'erreur humaine » (Luostarinen et Lehmussola, 2014) et l'automatisation serait supposée résoudre ces inconvénients. Or les résultats obtenus dans ce travail permettent de nuancer ce propos et de définir un peu plus précisément quel doit être le rôle de l'automatisation.

Le rôle premier d'une banque de données de traces de semelles est de permettre la mise en relation de traces entre elles, et entre des traces et des empreintes de références, afin de permettre la détection de liens. De par la nature même des traces de semelles, l'indexation des données ne peut être réalisée que sur la base du motif, puisqu'il s'agit de la seule caractéristique que l'on peut considérer comme universelle et permanente (voir la section 5.2.4). En effet, le motif est la seule caractéristique à être systématiquement observable et qui n'évoluera pas (ou peu) durant la vie de la semelle. Toutes les autres caractéristiques comme la taille, l'usure ou les coupures, ne remplissent pas ces critères. Or le motif étant une caractéristique issue de la fabrication, il ne permet pas de discriminer deux semelles distinctes d'un même modèle. Cet état de fait nous permet donc de définir que la mise en relation des traces de semelles à travers une banque de données est constituée de deux étapes successives : d'abord une classification par motif, puis une recherche de correspondances entre traces du même motif.

La première étape de classification se base donc sur une seule caractéristique systématiquement présente et relativement facile à observer (le motif), afin de confronter une requête (le motif de la nouvelle trace) à une longue liste de candidats (les motifs déjà présents dans la mémoire). La seconde étape se base sur de multiples types de caractéristiques selon qu'ils sont présents ou non, parfois difficilement distinguables du bruit de fond, afin de confronter la requête (la nouvelle trace) à un nombre plus limité de candidats (les traces partageant le même motif).

Dans le domaine de la biométrie, le processus où une requête est comparée à n éléments de contenu dans la banque de donnée (1 vs n) est appelée *identification* ou *reconnaissance* (Bouridane, 2009). Afin de pouvoir automatiser l'identification, il s'agit de choisir une ou plusieurs caractéristiques qui soient discriminantes, stables, présentent chez tous les sujets et facilement détectables dans une requête. De ce point de vue, il apparaît donc que l'automatisation peut s'envisager en premier lieu à l'étape de classification.

Cependant, cette automatisation doit s'envisager sous une forme supervisée par l'humain. Comme le relève Cartier (2009) à propos de l'automatisation dans l'analyse criminelle, celle-ci ne doit pas entrer en concurrence avec les capacités humaines, mais au contraire se faire en collaboration avec les praticiens. Le but de celle-ci est donc de faciliter la tâche de l'opérateur en mettant en évidence les éléments les plus pertinents pour lui. Mais la décision quant au résultat final, en l'occurrence ici l'attribution d'un motif à une trace, appartient à l'opérateur. Perry et ses collègues (2013), dans le domaine de l'analyse prédictive, mettent également en garde contre le mythe de l'automatisation et rappellent que l'humain reste l'élément le plus important du système.

L'automatisation dans l'exploitation des traces de semelles est donc envisagée dans ce travail afin de détecter le motif sur une trace, d'en extraire des caractéristiques afin de les comparer à la mémoire et finalement de fournir une liste de motifs potentiels à l'opérateur. L'objectif de l'automatisation étant défini clairement, comment peut-on mesurer sa plus-value ? Il est important à ce stade de différencier le processus d'exploitation des traces de semelles de l'automatisation de celui-ci. Nous ne cherchons pas à savoir si une banque de données de traces de semelles partiellement automatisée permet de détecter des liens efficacement. Nous cherchons à déterminer si l'automatisation de l'étape de classification apporte une plus-value par rapport à une classification réalisée de façon « manuelle ».

Nous avons donc pris comme point de référence la banque de données du service forensique neuchâtelois, puisque celle-ci fonctionne déjà avec un système de classification par motifs. Et nous avons cherché à déterminer si l'automatisation amène un gain de « performance », autrement dit, une diminution des erreurs de classification, ainsi que si elle accélère le temps de traitement. Les résultats obtenus à propos de ces deux critères sont très différents selon que l'on traite des traces prélevées sur les lieux ou des encrages de références.

L'information présente dans l'image d'une trace prélevée sur les lieux est en général de moindre qualité puisque l'image peut être peu contrastée, présenter du bruit de fond et la trace être incomplète. Ces facteurs influencent donc la qualité de la détection de la trace par l'algorithme et cette détection doit le plus souvent être corrigée manuellement. Cette inévitable correction de l'encodage des traces n'est pas plus rapide que l'attribution de codes alphanumériques par un utilisateur sur un système manuel. Dès lors, il n'est pas prouvé que l'automatisation apporte une plus-value sur la rapidité du traitement des traces. La nécessité de cette correction manuelle laisse penser qu'un

système automatique ne permet pas de s'affranchir d'une certaine subjectivité de l'encodage et donc d'une dépendance des performances vis-à-vis de l'opérateur.

Nous avons estimé que le taux d'erreur de classification dans un système à codification manuelle se situe entre 5% et 10%. Selon les résultats obtenus avec notre algorithme et présentés sous forme de CMC (chapitre 7.2), cela nécessite de passer en revue les 200 à 300 premiers candidats fournis par celui-ci pour atteindre un taux de faux négatifs similaire. Le gain en performance de l'automatisation de la classification des traces n'est donc pas prouvé par nos résultats.

En revanche, lorsqu'il s'agit de traiter des encrages de références, le résultat est tout autre. Premièrement la qualité de l'information présente sur les images rend possible l'automatisation complète de l'étape d'encodage. C'est-à-dire qu'aucune intervention de l'utilisateur n'est nécessaire entre la soumission de l'image d'un encrage au système jusqu'à l'affichage de la listes des candidats potentiels. Et les performances affichées par notre algorithme sur ces transactions montrent que pour atteindre les 5 à 10% d'erreur de classification, il n'est nécessaire de passer en revue que les 30 premiers candidats environ (la décision d'attribution du motif appartenant toujours à l'opérateur).

Comme nous l'avons mentionné dans la section 7.3.2, l'œil humain est, en l'état actuel des connaissances et des technologies, meilleur que la machine dans la détection de formes dans un contexte complexe. L'avantage de l'automatisation réside donc principalement dans la classification des encrages où elle est susceptible d'apporter un gain de temps. C'est donc dans ce domaine-là que nous suggèrerions l'implémentation de l'automatisation, plutôt qu'aux traces prélevées sur les lieux. Cette conclusion est soutenue par les résultats publiés dans la littérature puisque la plupart des recherches montrent de bonnes performances avec des images de référence, alors qu'elles diminuent avec l'utilisation de traces issues du terrain (voir Annexe 4). Ces résultats valident également l'approche adoptée par la Metropolitan Police de Londres (Henderson et Hall, 2016). En effet, ils ont concentré l'effort d'automatisation sur le prélèvement des références (à l'aide du scanner Everspry) et sur la classification de celles-ci, la classification des traces étant toujours faite à l'aide d'une codification manuelle. Bien que le déploiement de leur système soit encore aujourd'hui dans une phase d'évaluation, les résultats préliminaires indiquent une forte augmentation du nombre d'impressions de références prélevées qu'ils attribuent à la facilitation du processus engendrée par l'automatisation.

La conséquence attendue par Henderson et Hall est qu'avec l'augmentation du taux de prélèvement des références chez les suspects, le nombre d'identifications de traces devrait augmenter, et par conséquent le taux de résolution des affaires devrait être amélioré. Mais, si elle se réalise, cette augmentation du nombre d'identifications devra être mise en regard de l'augmentation de la charge de travail pour les services. Car si l'automatisation facilite et accélère l'acquisition, le travail de comparaison et d'évaluation reste du ressort de l'humain. Pour mieux appréhender les réelles

conséquences de ce genre de mesure, il nous semblerait intéressant d'investiguer dans les services suisses dans quelle mesure une augmentation du nombre de prélèvements de références induirait une augmentation du nombre d'identifications. Car nous pourrions poser l'hypothèse inverse soit que, à l'heure actuelle, les suspects dont les chaussures ont laissé des traces sur des scènes d'infraction sont déjà efficacement repérés par les enquêteurs et dirigés vers les services forensiques. En conséquence, une augmentation du nombre de saisies de chaussures ne se traduirait que par un faible nombre d'identifications supplémentaires, tout en induisant une charge de travail additionnelle conséquente. Il s'agit d'une question qui pourrait faire l'objet de recherches futures.

Un facteur qui n'a pas été abordé dans ce travail est celui du coût d'une banque de données et de son automatisation. Son estimation est complexe de par la diversité des solutions existantes et leurs provenances diverses. Il existe en effet des outils dédiés uniquement à l'exploitation des semelles alors que d'autres permettent l'exploitation de plusieurs types de traces voire la gestion des cas investigués. De plus, certains outils sont commercialisés par des sociétés privées alors que d'autres sont développés à l'interne par les services de police ou les laboratoires. Il s'agit pourtant d'un facteur qui joue un rôle significatif dans les choix réalisés par les polices et les laboratoires. Or, si des systèmes basés sur une codification manuelle peuvent être développés par les services eux-mêmes, le développement d'un système automatique nécessite des compétences informatiques rarement disponibles au sein même des services. Ce genre de développement passe donc généralement par des acteurs privés. Bien que les prix ne soient pas publiés, nous pouvons estimer que l'acquisition d'un système automatique commercial représente un investissement de l'ordre d'une centaine de milliers de francs, voire plusieurs centaines selon l'importance du service. Le développement ou l'acquisition d'un tel système représente donc un investissement important pour les services. Cela d'autant plus que le domaine des semelles est ce que l'on peut appeler un marché de niche. L'exploitation des semelles est en effet moins étendue que celle de l'ADN ou des empreintes papillaires dans le domaine de la police scientifique. Les domaines de la biométrie ou de la recherche médicale par exemple, génèrent des investissements de la part du marché dans la recherche et le développement qui peuvent, par rebond, bénéficier à la génétique forensique ou à la dactyloscopie. Ce qui n'est pas le cas des traces de semelles. La relative petitesse du domaine, et donc l'absence d'économie d'échelle, explique en partie l'importance des prix en matière de système de gestion des traces de semelles.

A la lumière de ces résultats et de ceux publiés dans la littérature, nous constatons que le point faible dans l'automatisation du traitement des traces prélevées sur les lieux est l'étape de détection et d'extraction des caractéristiques. Notre avis est donc que les futures recherches devraient se concentrer sur ce point-là afin que l'automatisation apporte réellement une plus-value dans l'exploitation des traces. L'évaluation de techniques dites d'intelligence artificielle serait particulièrement intéressante à ce propos.

D'autres recherches pourraient également être menées sur le système de classification par motif. Il serait par exemple intéressant de pouvoir exploiter les combinaisons de motifs (lorsque plusieurs motifs sont observés sur les lieux). Il serait également possible d'envisager le regroupement des motifs par cluster selon les similitudes de leur morphologie. Cela permettrait d'effectuer des recherches de « proches parents ». Il suffirait ainsi de trouver un motif proche de celui de la requête pour avoir accès à tous les motifs lui ressemblant.

10.3 Comment concevoir une banque de données permettant l'échange entre services ?

Dans le contexte suisse et pour face à la mobilité de la criminalité, l'échange d'information entre services apparaît comme une évidence. La trace matérielle est d'ailleurs le premier vecteur de détection des liens intercantonaux (Rossy et al., 2013), principalement grâce à l'ADN et aux traces de semelles. Or si l'ADN et la dactyloscopie bénéficient de banques de données nationales, les traces de semelles sont gérées localement par chaque service. Les échanges intercantonaux ont lieu à intervalles réguliers lors des réunions des spécialistes des traces de semelles (voir Annexe 3). Ce mode de fonctionnement induit, comme le souligne Rossy et al, un délai de plusieurs semaines (de trois à douze) entre la collecte des traces sur les lieux et la détection du lien intercantonal. Ce délai de détection empêche l'obtention d'une vision en temps réel et diminue les possibilités de prendre des mesures proactives, comme nous le montrions avec l'exemple de la série S (voir page 153). On peut donc supposer que la centralisation des données bénéficierait à la production de renseignement criminel. Cette fragmentation des données diminue certainement également les chances d'établir le lien entre une personne contrôlée par la police dans un canton et la commission d'une infraction dans un autre, durant le laps de temps où cette personne est toujours à disposition des autorités.

Le thème d'une banque de données de trace de semelles nationale est régulièrement abordé par les acteurs du système : lors de la création de la conférence des spécialistes de traces de semelles RBT (Schuwey, 1992), lors d'une réunion des chefs de police judiciaire suisse (ACPJS, 2012) ou encore lors de la dernière réunion du groupe de travail suisse de police scientifique sur les traces de semelle à laquelle nous avons participé. Mais à ce jour, aucune démarche concrète n'a été entreprise dans le but de mettre en place une banque de données nationale. A l'exception des travaux du GT CINTES projetant une banque de données commune aux cantons romands, ni les objectifs, ni la structure d'une banque de données intercantonale n'ont jamais été clairement définis. Les résultats obtenus et les réflexions menées dans le cadre de ce travail nous permettent ici de les préciser quelque peu et nous proposons les recommandations suivantes :

Recommandation 1 : Le premier objectif d'une banque de données doit être la détection et l'établissement de liens entre des traces prélevées sur les lieux à des fins de renseignement.

Nous avons vu que le potentiel de la trace de semelle réside en premier lieu dans sa capacité à détecter et gérer des liens entre traces, plus que dans sa capacité à identifier la source d'une trace. Cela vient notamment de la nature même de la chaussure qui est un objet dont l'auteur d'infraction est susceptible de se débarrasser, contrairement à son ADN ou à ses empreintes papillaires. De plus, la trace peut être exploitée immédiatement après sa collecte, virtuellement en temps réel. Il s'agit là d'un avantage très important dans le suivi des phénomènes criminels en cours. Cette capacité explicative de la trace doit être bien comprise par les récipiendaires des résultats. La détection de ces liens n'a pas vocation d'engendrer systématiquement un suivi judiciaire, mais plutôt à être intégrée et analysée conjointement avec d'autres sources d'informations afin de supporter la prise de décision dans le cadre d'un processus de renseignement criminel.

Recommandation 2 : Classifier les données sur la base du motif.

Plusieurs services de police scientifique en Suisse n'utilisent aucun système de codification ou de classification et la détection des liens repose uniquement sur la mémoire d'un petit nombre de spécialistes qui trient les traces par ordre chronologique. Ce système est viable à petite échelle, car le petit nombre de spécialistes peut avoir en mémoire une bonne partie des traces. Mais lorsque le volume de traces augmente avec la mise en commun entre plusieurs services, un système d'indexation des données est nécessaire. La seule caractéristique des semelles qui peut être indexée est le motif.

La liste de motifs dans la banque de données ne doit pas nécessairement être la plus grande possible. Elle ne doit pas nécessairement être représentative de l'ensemble des chaussures disponibles sur le marché, mais plutôt des chaussures rencontrées sur les cas traités. Sur les données neuchâteloises, cela représente environ 500 motifs. Le référencement systématique de toutes les chaussures du marché représente une tâche énorme comparativement à l'utilité réelle. Bien que l'identification du modèle et de la marque puisse parfois être cruciale dans certaines affaires (comme dans l'affaire OJ Simpson (Bodziak, 2017) ou l'affaire Lindenthal en Suisse (Belser, 2011)), nous proposons de laisser cet aspect aux produits commerciaux existants (comme SoleMateFPX de Foster&Freeman ou EverSole de Everspry).

Recommandation 3 : L'automatisation n'est pas un objectif prioritaire.

Comme nous l'avons montré, l'automatisation de la classification des traces n'apporte pas un réel avantage par rapport à un système basé sur une codification manuelle. Des systèmes de codification tel que celui de Girod sont exploités depuis des années et ont fait leur preuve. L'automatisation du traitement des traces ne devrait donc pas constituer un objectif prioritaire dans la mise en place d'une banque de données centralisée.

Recommandation 4 : Intégrer les données contextuelles avec les traces et les exploiter afin de faciliter la détection des liens.

Si l'objectif de briser les barrières administratives afin d'améliorer le suivi de la criminalité est évidemment louable, il ne faut pas sous-estimer l'impact sur la charge de travail que cela peut occasionner. Actuellement, chaque canton effectue les comparaisons avec ses propres traces et occasionnellement avec celles des cantons voisins. En réunissant les données de plusieurs services, le nombre de comparaisons potentielles à réaliser va croître exponentiellement. Il est donc nécessaire de s'interroger si elles doivent nécessairement toutes être faites.

En étudiant la possible réalisation d'un programme de comparaison balistique à travers toute l'Europe, De Ceuster et al (2012) ont examiné les liens actuellement établis dans différents pays et observé la distance géographique qui séparait les événements liés par des éléments balistiques. Et ils observent ainsi que plus de 90% des affaires ainsi liées sont distantes de moins de 150 km. Ce résultat remet en cause la nécessité d'une comparaison systématique de chaque affaire à travers toute l'Europe.

Comme l'ont montré nos résultats, les cas commis par un même auteur ont tendances à être proches géographiquement et temporellement et l'emploi d'un modèle de régression permet de présupposer de la pertinence d'une comparaison. Ce modèle n'est certainement transposable pas à n'importe quelles données mais démontre la nécessité d'intégrer les données contextuelles (au moins spatio-temporelles) afin de permettre au forensien de déterminer les comparaisons les plus pertinentes à réaliser.

Recommandation 5 : Exploiter la banque de données à l'intérieur des services.

Si l'échange et la comparaison de traces entre services nécessitent une harmonisation des systèmes de codification et de classification et un certain niveau de centralisation des données, ils n'impliquent pas obligatoirement une exploitation centralisée. Contrairement au modèle de fonctionnement actuel des services AFIS suisses où les

données sont centralisées et leur exploitation est réalisée par le personnel d'AFIS qui transmettent les résultats aux services cantonaux ou fédéraux, nous recommandons que la recherche et l'établissement de liens traces de semelles soient réalisés par les services qui collectent les traces.

L'établissement d'un lien peut être considéré comme une prise de décision. En tant que telle, elle est influencée par les connaissances a priori de l'affaire et la perception de l'utilisation qui sera faite de ce résultat. Cela se manifeste particulièrement lorsque l'on travaille avec des résultats dont la valeur indiciaire est relativement basse comme les traces de semelles. Or les forensiens des services qui prélèvent ces traces et communiquent ces résultats aux analystes, aux enquêteurs ou aux magistrats sont plus à même d'évaluer ces éléments qu'un personnel spécialisé et centralisé mais éloigné de ces enjeux. Il s'agit d'ailleurs du modèle envisagé par le FBI actuellement dans leurs réflexions à propos d'une banque de données fédérale (Gorn, 2017). Le FBI assurerait la mise à disposition de l'outil mais il serait exploité par les polices au niveau local.

10.4 Vers une approche systémique de la trace

Les rapports NAS (National Research Council, 2009) et PCAST (President's Council of Advisors on Science and Technology, 2016) ont eu un fort retentissement dans la communauté de la science forensique ces dernières années en s'attaquant frontalement à la validité des résultats fournis par les praticiens ainsi qu'à l'organisation des services exploitant la trace matérielle. Bien que ces critiques soient issues d'une analyse du système américain et s'adressent à ce même système, le retentissement des discussions dépasse largement les frontières. Si ces rapports pointent du doigt des pratiques nécessitant effectivement des réformes, dans leur vision, la science forensique n'est pas une discipline en soi mais plutôt l'agglomération d'une grande variété de spécialités comme la chimie, la biologie, la statistique ou la physique qui voient la trace issue d'une scène de crime comme un champ d'application de leurs méthodes, comme le relève Margot (2011) à propos du rapport NAS. Selon ces rapports, les principaux efforts pour améliorer la discipline doivent être axés sur la validation des méthodes employées et l'indépendance de l'expert et du laboratoire. Sur ce dernier point en particulier, la recommandation 4 du rapport NAS stipule que pour « *améliorer les bases scientifiques des examens forensiques et pour maximiser l'indépendance et l'autonomie vis-à-vis des forces de l'ordre, [...] des*

fonds [...] devraient être alloués aux juridictions étatiques et locales afin de retirer tous les laboratoires publics du contrôle administratif des forces de l'ordre et des bureaux des procureurs⁴² ».

Cette conception de l'exploitation de la trace qui tendrait à la parfaite « objectivité », enferme le forensicien dans le laboratoire afin de ne pas être biaisé par le contexte des affaires. Au travers de ce modèle simpliste, il se retrouve assujéti aux requêtes du système judiciaire et ne peut que répondre aux questions qui lui sont posées par les parties au procès. Pourtant dans une recherche portant sur les sources d'erreurs judiciaires financée par le département de la justice américain, Gould et ses collègues arrivent à une autre conclusion (Gould et al., 2014; Gould et al., 2013). En étudiant les causes ayant mené (ou qui ont failli mener) à la condamnation de personnes innocentes dans les procès criminels, les auteurs relèvent que les erreurs dans l'exploitation de la preuve matérielle (*forensic errors*) sont un facteur significatif dans ces fausses condamnations, mais que d'autres facteurs (comme d'avoir des antécédents judiciaires, l'erreur de témoins oculaires, l'âge du prévenu ou encore le fait que la peine de mort soit en vigueur ou non dans l'état) ont des influences au moins aussi grandes que les erreurs forensiques. Là où cette étude diffère grandement des rapports NAS et PCAST, c'est dans l'explication qu'ils donnent aux erreurs forensiques : l'exagération de la valeur indiciaire de la preuve lors du témoignage du forensicien au tribunal est une source importante de fausse condamnation. Mais le sont également « *la mauvaise communication entre le laboratoire d'une part et la police ou le bureau du procureur d'autre part, ainsi que la formation inadéquate des acteurs du système pénal dans ce domaine* »⁴³ (Gould et al., 2013). Ils relèvent également que « *plutôt qu'une utilisation de la trace matérielle précoce dans les investigations pour obtenir une meilleure compréhension du crime et obtenir de potentiels suspects, les investigateurs se tournent généralement tard vers le laboratoire pour confirmer la croyance de la police ou du procureur en la culpabilité du suspect et pour assurer une condamnation* »⁴⁴.

Ces constatations nuancent donc fortement l'argument de la mise à distance du laboratoire et de la police puisqu'elles augmentent le risque (d'autant plus important dans un système accusatoire) que la trace soit instrumentalisée par les parties. Ce constat plaide donc au contraire pour une plus forte implication de la science forensique dans l'enquête et une relation plus étroite entre enquêteurs et forensiciens.

⁴² **NAS Recommendation 4:** "To improve the scientific bases of forensic science examinations and to maximize independence from or autonomy within the law enforcement community, Congress should authorize and appropriate incentive funds to the National Institute of Forensic Science (NIFS) for allocation to state and local jurisdictions for the purpose of removing all public forensic laboratories and facilities from the administrative control of law enforcement agencies or prosecutors' offices" (National Research Council, 2009 p. 24)

⁴³ "Poor communication between the forensic lab and the police and prosecutor's offices, as well as inadequate training among criminal justice officials, also contributed to the erroneous convictions."

⁴⁴ "Rather than using forensic testing early in the investigation to better understand the crime and evaluate potential suspects, investigators frequently turned to testing later in a case to confirm the police or prosecutor's belief in the defendant's guilt and ensure a conviction."

L'étude de Gould et ses collègues porte sur des cas de crimes graves contre l'intégrité corporelle dans lesquels un suspect a été identifié. Dans le cadre de notre travail doctoral, nous avons utilisé le domaine des délits contre le patrimoine, c'est-à-dire de la criminalité de volume, dont le taux de résolution est relativement faible. Pour autant, si les traces de semelles collectées sur ce type de délit ne sont pas nécessairement présentées à un tribunal, les liens qu'elles permettent d'établir entre les différents cas sont utiles à la compréhension des phénomènes criminels et permettent de prendre des décisions à différents niveaux. L'établissement de ces liens s'apparente comme nous l'avons montré à une décision et implique donc également que le forensicien soit au courant du contexte des affaires et ait des relations étroites avec les récipiendaires de ses résultats.

Le concept de la décision est présent à tous les niveaux de la lutte contre la criminalité : lors des investigations sur les lieux (Margot, 2011; Ribaux, Baylon, Lock, et al., 2010), dans le choix des traces à exploiter (Bitzer et al., 2016), lors du jugement au tribunal (Milanich, 1981), ou encore dans le choix des moyens de lutte contre cette criminalité (Aepli et al., 2011). La vue de l'exploitation de la trace à travers le prisme de la théorie de la décision permet de prendre conscience qu'elle ne peut être pleinement réalisée en dehors de son contexte, ou plutôt de ses contextes puisqu'il s'agit de comprendre dans quel contexte la trace a été générée et dans quel contexte le résultat sera exploité.

A cette vision de la science forensique intégrée à la police s'oppose l'argument du scientifique biaisé par sa trop grande proximité avec les forces de l'ordre qui l'empêcherait de réaliser objectivement son travail (Cole, 2013). Il ne s'agit évidemment pas de signer un blanc-seing au forensicien et de laisser libre court à une évaluation partielle de la force indiciare. Mais plutôt que de rechercher une objectivité de l'évaluation de la preuve (si tant est qu'elle existe), il est proposé un canevas d'interprétation. Celui-ci repose certes sur une évaluation personnelle (ou subjective) mais la logique et la transparence doit permettre, notamment, l'administration de la justice de façon équitable (Berger et al., 2011; Biedermann, 2015; Evett et al., 2017).

Précédemment, nous avons démontré le besoin de contextualisation lors de l'établissement du lien entre des traces de semelles. Ce même besoin est revendiqué dans l'exploitation de la reconnaissance faciale (Dessimoz et Champod, 2016). Ces domaines ont en commun de fournir des résultats dont la valeur indiciare attendue est relativement basse⁴⁵ en comparaison des domaines comme l'ADN ou les empreintes papillaires. Mais le besoin de contextualisation se limite-t-il aux traces à valeur indiciare faible ? Est-il vraiment nécessaire d'avoir accès au contexte des affaires lorsqu'il s'agit de se déterminer sur la source commune de deux profils génétiques dont le rapport de vraisemblance en faveur d'une source commune dépasse le milliard ? Certes non dans la plupart des cas. Mais l'intérêt du contexte

⁴⁵ Dans le domaine de la biométrie, le terme de « weak biometrics » est souvent employé pour désigner ce genre de domaine. Le terme contestable de « faible » est utilisé par opposition aux valeurs indiciaires attendues dans des domaines comme l'ADN. Il ne devrait cependant pas être compris comme un jugement de valeur quant à la qualité scientifique des raisonnements et des résultats de ces domaines.

ne se limite pas à renforcer la valeur indiciare d'une trace. Son apport est essentiel lorsqu'il s'agit de sélectionner les prélèvements à réaliser puis à analyser. Il permet d'exploiter un profil génétique trop complexe pour être inséré dans CODIS⁴⁶. La prise en compte du contexte est également indispensable lorsque la source de la trace n'est pas disputée mais qu'il s'agit d'évaluer l'action ayant mené à la déposition de celle-ci. En conclusion, la contextualisation de la trace est nécessaire pour le forensicien à chaque étape de son exploitation, depuis la collecte sur les lieux jusqu'au tribunal en passant par l'analyse de phénomènes criminels.

Une exploitation raisonnée de la trace requiert donc du forensicien un large champ de connaissances, allant des mécanismes de création de la trace (qu'ils soient physiques, chimiques ou même numériques) et des méthodes permettant sa détection et son analyse, aux connaissances criminologiques permettant la compréhension des phénomènes criminels et des habitudes des auteurs. Ce corpus de connaissances permet de déterminer la pertinence d'une trace afin de décider de sa collecte, de choisir une méthode de renforcement, une stratégie d'analyse, d'établir un lien, et d'évaluer adéquatement la valeur indiciare. Mais cette exploitation n'est évidemment pas réalisée par un forensicien isolé dans son laboratoire. Au contraire, ce dernier est amené à collaborer avec (ou à travailler pour) une multitude d'acteurs en lien avec le système de sécurité au sens large : du policier de rue au magistrat instructeur, de l'enquêteur judiciaire au tribunal, du responsable d'un programme de prévention au décideur stratégique d'une police, de l'analyste criminel aux enquêteur des douanes. Le forensicien interagit avec ceux-ci en échangeant un flux d'informations, tantôt en tant qu'émetteur, tantôt en tant que récepteur.

L'exploitation d'une banque de données de traces de semelles telle qu'étudiée dans ce travail doctoral n'illustre qu'une petite partie de ces interactions. Tous comme l'évaluation de la preuve à destination du tribunal sur laquelle se focalisent les rapports NAS et PCAST ne concerne qu'une partie de la science forensique. Mais l'intensité du débat consacré à la question de l'évaluation de la preuve pour le tribunal est en décalage par rapport l'ensemble des problématiques auxquelles font face les acteurs de la sécurité (Ribaux et Talbot Wright, 2014). L'évaluation de la preuve revêt une importance particulière puisqu'elle peut agir directement (et parfois publiquement) sur la détermination de la culpabilité d'un individu. Mais cet aspect est-il plus important que l'apport de la trace dans un système de renseignement criminel lorsqu'il s'agit de prévenir la commission d'actes délictueux ? Il ne s'agit pas de déterminer si l'une ou l'autre de ces fonctions de la trace est plus importante, mais plutôt d'admettre qu'elles coexistent, qu'elles ne sont pas antagonistes. Bien qu'employant des voies

⁴⁶ Lorsqu'une trace génétique présente un profil de trop faible qualité pour être insérée dans CODIS, il est possible de demander au laboratoire génétique une comparaison locale. C'est-à-dire de confronter spécifiquement la trace au profil d'une personne ou d'une autre trace. Ces demandes sont faites par les inspecteurs scientifiques en fonction de leurs connaissances des habitudes des auteurs ou d'information provenant d'enquêteurs. A Neuchâtel, environ 11% des traces analysées font l'objet d'une comparaison locale soit plus de 200 par année.

différentes, elles participent à un effort commun que l'on peut résumer par l'action de sécurité selon le terme de Cusson (2008).

Cette multiplicité d'acteurs, dont fait partie le forensicien, interagissent ensemble et œuvrent en direction d'un but commun. Ils forment un ensemble que l'on peut désigner par le terme de *système*, selon la définition proposée par de Rosnay (1979)⁴⁷. Selon ce dernier, l'étude d'un système peut se faire par une approche systémique, c'est-à-dire par une méthodologie incluant l'ensemble des éléments d'un système, leurs interactions et leurs interdépendances afin d'organiser la compréhension de celui-ci et éventuellement d'en améliorer l'efficacité. Un système peut être en interaction avec d'autres systèmes. Il peut être inclus dans un système supérieur ou encore contenir des sous-systèmes. Des exemples types de systèmes donnés par de Rosnay pour illustrer cette approche sont l'économie ou encore un organisme vivant. Ils sont constitués d'une multitude d'éléments variés reliés entre eux par des interactions complexes et organisés selon une hiérarchie interne. Une approche analytique, se concentrant sur les éléments séparément, ne permet pas d'obtenir une compréhension du fonctionnement global de ces systèmes complexes. L'approche systémique ne se substitue pas à l'analytique, mais joue un rôle complémentaire permettant une compréhension plus globale d'un système complexe. A titre de comparaison, nous pouvons mentionner quelques-uns des points mentionnés par de Rosnay (1979) sur lesquels les deux approches se distinguent :

Approche analytique		Approche systémique
Isole et se focalise sur les éléments	↔	Unifie et se focalise sur les interactions entre les éléments
Etudie la nature des interactions	↔	Etudie les effets des interactions
Met l'accent sur la précision des détails	↔	Met l'accent sur la perception globale
Utilise des modèles précis et détaillés utiles à la production de connaissances	↔	Utilise des modèles peu rigoureux utiles à la prise de décision
Connaissance des détails, mais objectifs peu définis	↔	Connaissance des objectifs, mais détails peu définis

Sous l'angle de la systémique, nous pouvons considérer la science forensique comme un système orienté vers l'étude de la trace et dont les éléments sont des académiciens, des praticiens généralistes, des spécialistes d'un type de trace, des forensiciens travaillant dans la police ou dans des laboratoires privés et interagissant entre eux. Mais ce système interagit évidemment avec d'autres comme les systèmes judiciaire ou policier, eux-mêmes étant des sous-systèmes de celui de la sécurité. Cette

⁴⁷ Un système est un ensemble d'éléments en interaction dynamique, organisé en fonction d'un but (de Rosnay, 1979).

approche n'est pas en soi novatrice. Nous trouvons dans certains travaux, des modèles qui s'apparentent à la systémique (voir par exemple le « modèle des 3-i », Ratcliffe, 2008 pp. 109-112; ou « L'impossible découpage des rôles dans le système police », Ribaux, 2014 pp 261-264) où les auteurs étudient les interactions entre les acteurs d'un système. L'approche systémique est aussi explicitement revendiquée dans l'analyse de systèmes policier et de politique de sécurité (Aeppli et al., 2011; Pavone et al., 2016). A l'inverse, les rapports NAS et PCAST emploient une approche analytique en se focalisant sur les méthodologies appliquées par les forensiciens.

Comme nous l'avons montré avec les traces de semelles, l'exploitation de la trace ne peut être réalisée qu'en interaction avec d'autres partenaires – les traces sont issues d'un contexte et les résultats sont exploités dans un certains contexte. Nous sommes d'avis qu'une analyse systémique de l'exploitation de la trace à plus large échelle apporterait un éclairage novateur sur le domaine. La science forensique et ses partenaires (notamment les structures policières et judiciaires) tireraient certainement bénéfice d'un tel outil de compréhension et de décision. La mise en évidence des relations entre différents acteurs différents, réunis autour d'un objectif global commun, serait un avantage lorsqu'il s'agit de décider d'orienter la recherche, d'adapter des normes ou de modifier des structures qui, au final, peuvent avoir un impact important sur le système de sécurité. Pour autant, le besoin d'indépendance du forensicien est légitime lorsqu'il s'agit d'évaluer la force probante de la preuve. Or, si les visions d'un forensicien indépendant et d'un forensicien intégré s'opposent généralement, une approche systémique pourrait être une chance de les réconcilier et de démontrer qu'elles coexistent à différents niveaux du système et ne sont pas nécessairement antagonistes.

11 Conclusion

Ce travail doctoral a été l'occasion d'étudier l'exploitation de la trace de semelle dans un cadre dit investigatif, et appliquée à la lutte contre la criminalité sérielle que sont les cambriolages. Dans ce contexte, le potentiel des traces collectées sur les lieux réside principalement dans leur capacité à détecter des liens, bien plus que dans celle d'identifier les auteurs de ces infractions. En effet, seule une minorité des traces aboutissent dans un dossier d'accusation. Malgré tous, celles-ci focalisent souvent une grande part de l'attention des forensiciens et de leurs partenaires.

Pourtant cette capacité à lier des cas entre eux peut être utilement exploitée dans le cadre de l'enquête judiciaire ; et même avant cela, dans un processus de suivi et d'analyse de la criminalité alimentant le renseignement criminel. L'analyse de cette criminalité sérielle, touchant principalement au patrimoine, permet de mieux comprendre et éventuellement d'agir contre ces délits. Pris isolément, leur gravité est relative, mais leurs aspects récurrent et sériel en font de réels problèmes de sécurité publique.

L'établissement de ces liens repose sur notre capacité à les détecter et nécessite donc de structurer les données de façon adéquate. S'agissant des traces de semelles, l'information véhiculée par les traces est généralement fragmentaire. Cette structuration des données est donc centrée sur la notion de classification par motif. L'utilisation systématique d'une classification par motif permet une détection efficace des liens entre infraction, pour autant que la trace soit toujours liée au contexte dans lequel elle a été prélevée. Les données spatio-temporelles en particulier sont cruciales dans cette optique. L'observation des occurrences de ces motifs dans le temps et l'espace montre également que cette caractéristique n'apparaît ni uniformément ni aléatoirement, mais qu'elle possède au contraire une valeur informative importante lorsqu'il s'agit d'évaluer la force indicielle d'un lien. Ce point encourage donc à approfondir nos connaissances des habitudes des auteurs en relations avec leurs manifestations au travers des traces matérielles.

Cette notion de classification permet également de dissocier structure des données et méthode d'indexation. L'indexation ou codification des données repose principalement sur des méthodes manuelles dans les systèmes actuels. Son automatisation est souvent présentée comme la solution aux problèmes d'efficacité. Pourtant, rapportées à des conditions comparables, les méthodes dites automatiques n'offrent pas que des avantages par rapport aux procédés manuels. Lorsqu'il s'agit de repérer des structures dans un environnement complexe, comme c'est le cas sur la plupart des traces de semelles, l'œil humain reste l'outil le plus efficace. Si les algorithmes de comparaisons peuvent évidemment évoluer, ce sont vraisemblablement les algorithmes et interfaces d'extraction des caractéristiques qui méritent la plus grande attention des recherches futures.

Pour autant, des systèmes de codification et de classification des données ne sont pas des conditions suffisantes à l'exploitation des traces de semelles. Seule, l'information issue des semelles ne représente qu'une vision fragmentaire d'un phénomène criminel. Une analyse conjointe et itérative de différentes sources d'informations est requise pour la production de renseignement. Tantôt la trace de semelle est une source d'informations à destination des autres, tantôt d'autres sources d'informations permettront la détection de nouveaux liens semelles, enrichissant d'autant la compréhension des phénomènes criminels. Mais cette sorte d'émulation possible entre différentes sources d'informations n'est envisageable que lorsque les barrières entre les différents domaines tombent. Ce qui encourage donc à envisager l'exploitation de la trace par un généraliste de la trace plutôt que par un spécialiste.

Cet échange d'informations, l'accès et l'exploitation des données contextuelles posent la question du statut et du rôle du forensicien. Là où certains voudraient le conserver vierge de toute information contextuelle et donc de tout biais, l'exploitation de la trace dans un contexte de renseignement criminel requiert, au contraire, l'intégration du forensicien au cœur de cet échange. Cela devient encore plus évident lorsque l'on considère l'établissement d'un lien sous l'angle de la théorie des décisions. Si le lien peut se concevoir comme l'acceptation de l'hypothèse de source commune entre deux entités, alors cette acceptation suppose une décision. Afin de pouvoir prendre la décision la plus adaptée, le forensicien doit avoir une certaine connaissance et compréhension des informations contextuelles, mais il doit également avoir une bonne compréhension des enjeux liés à sa décision. Ce qui suppose donc une certaine proximité avec ceux qui exploitent ses résultats.

Au final, il apparaît donc que l'exploitation des traces de semelles à des fins de renseignement repose autant sur l'utilisation d'une banque de données adéquate que sur une intégration de cet outil et du forensicien au sein même des acteurs de l'action de sécurité, ou plus précisément, des polices.

Ce travail aboutit ainsi à l'établissement des cinq recommandations exposées au chapitre 10 :

- Le premier objectif d'une banque de données doit être la détection et l'établissement de liens entre des traces prélevées sur les lieux à des fins de renseignement.
- Classifier les données sur la base du motif.
- L'automatisation n'est pas un objectif prioritaire
- Intégrer les données contextuelles avec les traces et les exploiter afin de faciliter la détection des liens.
- Exploiter la banque de données à l'intérieur des services.

S'il fallait n'en retenir que deux, ce devrait être la première et la dernière de cette liste : ne pas se focaliser sur la résolution de cas individuels mais exploiter la capacité de détection de liens qu'offre la trace et permettre l'exploitation d'un tel outil par ceux qui ont la meilleure connaissance du contexte criminel, autrement dit, les services de police scientifique qui interviennent sur les lieux. Cette conclusion est évidemment applicable aux traces de semelles, objet d'étude de ce travail. Cependant, nous sommes d'avis qu'envisager l'exploitation de la trace matérielle en adoptant une approche systémique de la science forensique aboutirait à une certaine généralisation de ce constat.

12 Bibliographie

- Abiteboul S., Hull R., Vianu V. (1995)** *Foundations of databases*, Reading: Addison-Wesley.
- ACPS (2012)** *Projekt Schuhspurendatenbank*, communication personnelle.
- Aepli P., Ribaux O., Summerfield E. (2011)** *Decision making in policing*, Lausanne: EPFL Press.
- AFTE (2016)** *Response to PCAST Report on forensic science*, Association of Firearm and Tool Mark Examiners, en ligne: afte.org/uploads/documents/AFTE-PCAST-Response.pdf (consulté le 24 août 2018).
- Alexander A., Bouridane B., Crookes D. (2000)** « Automatic classification and recognition of shoeprints », *Information Bulletin for Shoeprint/ToolMark Examiners* 6 (1), pp. 91-104.
- AlGarni G., Hamiane M. (2008)** « A novel technique for automatic shoeprint image retrieval », *Forensic Science International* 181 (1-3), pp. 10-14.
- Alizadeh S., Kose C. (2017)** « Automatic retrieval of shoeprint images using blocked sparse representation », *Forensic Science International* 277, pp. 103-114.
- Almaadeed S., Bouridane A., Crookes D., Nibouche O. (2015)** « Partial shoeprint retrieval using multiple point-of-interest detectors and SIFT descriptors », *Integrated Computer-Aided Engineering* 22 (1), pp. 41-58.
- Ashley W. (1996)** « What shoe was that? The use of computerised image database to assist in identification », *Forensic Science International* 82 (1), pp. 7-20.
- Atzeni P., Bugiotti F., Cabibbo L., Torlone R. (2016)** « Data Modeling in the NoSQL World », *Computer Standards & Interfaces*, in press.
- Baechler S., Boivin R., Margot P. (2015)** « Analyse systématique des faux documents d'identité à des fins de renseignement criminel: vers la construction de connaissances sur la criminalité par l'étude de la trace matérielle », *Revue internationale de criminologie et de police technique et scientifique* 15 (3), pp. 315-337.
- Baechler S., Cartier D., Schucany P., Guéniat O. (2015)** « Les interventions de la police scientifique suite à des cambriolages : quelle est la perception des lésés et y a-t-il lieu de s'en soucier ? », *Revue internationale de criminologie et de police technique et scientifique* 15 (2), pp. 228-247.
- Baechler S. (2015)** *Des faux documents d'identité au renseignement forensique : développement d'une approche systématique et transversale du traitement de la donnée forensique à des fins de renseignement criminel*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Barclay D. (2009)** « Using forensic science in major crime inquiries », In Fraser J, Williams R (eds), *Handbook of Forensic Science*, Abingdon: Routledge. pp. 337-358.
- Baxter E. J. (2015)** « Footwear and Tire Impression Evidence », In Baxter EJ (ed), *Complete Crime Scene Investigation Handbook*, Boca Raton: CRC Press. pp. 283-306.
- Baylon A. (2010)** *Studie des Datenbankmanagementsystems*, Communication personnelle.
- Becher A. (2011)** *Evaluation d'ASTIS pour la codification et la classification de traces de semelles*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.

- Op de Beeck H. P., Torfs K., Wagemans J. (2008)** « Perceived Shape Similarity among Unfamiliar Objects and the Organization of the Human Object Vision Pathway », *The Journal of Neuroscience* 28 (40), pp. 10111 LP-10123.
- Belser C., Ineichen M., Pfefferli P. (1996)** « Evaluation of the ISAS system after two years of practical experience in forensic police work », *Forensic Science International* 82 (1), pp. 53-58.
- Belser C. (2011)** « The Lindenthal Case », *ENFSI Shoeprint and Toolmark Meeting, 6-11 septembre 2011*, Lausanne.
- Benedict I., Corke E., Morgan-Smith R., Maynard P., Curran J. M., Buckleton J., Roux C. (2014)** « Geographical variation of shoeprint comparison class correspondences », *Science & Justice* 54 (5), pp. 335-337.
- Bennell C., Canter D. V. (2002)** « Linking commercial burglaries by modus operandi: tests using regression and ROC analysis », *Science & Justice* 42 (3), pp. 153-164.
- Bennell C., Jones N. J. (2005)** « Between a ROC and a hard place: a method for linking serial burglaries by modus operandi », *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling* 2 (1), pp. 23-41.
- Berger C. E. H., Buckleton J., Champod C., Evett I. W., Jackson G. (2011)** « Evidence evaluation: a response to the Court of Appeal judgment in R v T. », *Science & Justice* 51 (2), pp. 43-9.
- Bernasco W. (2008)** « Them Again? », *European Journal of Criminology* 5 (4), pp. 411-431.
- Berry J., Stoney D. (2001)** « History and Development of Fingerprinting », In Lee HC., Gaensslen RE (eds), *Advances in Fingerprint Technology, Second Edition*, Boca Raton: CRC Press. pp. 1-40.
- Biederman I. (1987)** « Recognition-by-components: A theory of human image understanding », *Psychological Review* 94 (2), pp. 115-117.
- Biedermann A., Bozza S., Taroni F. (2008)** « Decision theoretic properties of forensic identification: Underlying logic and argumentative implications », *Forensic Science International* 177 (2-3), pp. 120-132.
- Biedermann A., Bozza S., Taroni F. (2016)** « The decisionalization of individualization », *Forensic Science International* 266, pp. 29-38.
- Biedermann A., Garbolino P., Taroni F. (2013)** « The subjectivist interpretation of probability and the problem of individualisation in forensic science », *Science & Justice* 53 (2), pp. 192-200.
- Biedermann A., Taroni F., Champod C. (2012)** « How to assign a likelihood ratio in a footwear mark case: an analysis and discussion in the light of R v T », *Law, Probability and Risk* 11 (4), pp. 259-277.
- Biedermann A. (2015)** « The Role of the Subjectivist Position in the Probabilization of Forensic Science », *Journal of Forensic Science and Medicine* 1 (2), pp. 140.
- Birkett J. (1989)** « Scientific scene linking », *Journal of the Forensic Science Society* 29 (4), pp. 271–284.
- Birrer S. (2010)** *Analyse systématique et permanente de la délinquance sérielle : Place des statistiques criminelles; Apport des approches situationnelles pour un système de classification; Perspectives en matière de coopération*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Bitschnau N. (2018)** *Évaluation de la performance et des limites forensiques du système de reconnaissance de traces de semelles EverASM de Everspry*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.

- Bitzer S., Albertini N., Lock E., Ribaux O., Delémont O. (2015)** « Utility of the clue — From assessing the investigative contribution of forensic science to supporting the decision to use traces », *Science & Justice* 55 (6), pp. 509-513.
- Bitzer S., Ribaux O., Albertini N., Delémont O. (2016)** « To analyse a trace or not? Evaluating the decision-making process in the criminal investigation », *Forensic Science International* 262, pp. 1-10.
- Black J. P. (2005)** « An Interesting Case Involving Footwear Distribution Information », *Journal of Forensic Identification* 55 (6), pp. 685-686.
- Blakey D. (2002)** *Under the Microscope - Refocused*, HM Inspectorate of Constabulary, Home Office.
- Bodziak W. J. (1999)** *Footwear Impression Evidence: Detection, Recovery and Examination*, 2nd editio. Boca Raton: CRC Press.
- Bodziak W. J. (2012a)** « Traditional conclusions in footwear examinations versus the use of the Bayesian approach and likelihood ratio: a review of a recent UK appellate court decision », *Law, Probability and Risk* 11 (4), pp. 279-287.
- Bodziak W. J. (2012b)** « A Final Comment », *Law, Probability and Risk* 11 (4), pp. 363-364.
- Bodziak W. J. (2017)** *Forensic Footwear Evidence*, Boca Raton: CRC Press.
- Bolle R. M., Connell J. H., Pankanti S., Ratha N. K., Senior A. W. (2006)** *The Relation between the ROC Curve and the CMC*, IBM Research Division.
- Borji A., Itti L. (2014)** « Human vs. computer in scene and object recognition », *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 113-120.
- Bouridane A., Alexander A., Nibouche O., Crookes D. (2000)** « Application of fractals to the detection and classification of shoeprints », *Proceedings of the 2000 International Conference on Image Processing*, pp. 474-477.
- Bouridane A. (2009)** *Imaging for Forensic and Security*, New York: Springer.
- Braga A. A., Pierce G. L. (2004)** « Linking crime guns: the impact of ballistics imaging technology on the productivity of the Boston Police Department's Ballistics Unit », *Journal of Forensic Sciences* 49 (4), pp. 701-706.
- Braga A. a., Pierce G. L. (2011)** « Reconsidering the Ballistic Imaging of Crime Bullets in Gun Law Enforcement Operations », *Forensic Science Policy & Management: An International Journal* 2 (December), pp. 105-117.
- Braga A. A. (2008)** « Gun enforcement and ballistic imaging », In Cork DL, Rolph JE, Meieran ES, Petrie C V. (eds), *Ballistic imaging*, Washington DC: National Academies of Sciences.
- Brantingham P. J., Brantingham P. L. (1981)** *Environmental criminology*, Beverly Hills: Sage publications Ltd.
- Brodeur J.-P. (2008)** « Le renseignement I: concepts et distinctions préliminaires », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieure*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 263-277.
- Brooks J. M. J. (2006)** « Identifying and Sharing Class Characteristics of Outsole Impressions », *Journal of Forensic Identification* 56 (5), pp. 737-743.
- Brown C., Ross A., Attewell R. G. (2014)** « Benchmarking Forensic Performance in Australia—Volume Crime », *Forensic Science Policy & Management* 5 (3-4), pp. 91-98.

- Bruenisholz E., Prakash S., Ross A., Morelato M., O'Malley T., Raymond M. A., Ribaux O., Roux C. P., Walsh S. J. (2016)** « The Intelligent Use of Forensic Data: An Introduction to the Principles », *Forensic Science Policy & Management: An International Journal* 7 (1-2), pp. 21-29.
- Burrows J., Hopkins M., Hubbard R., Robinson A., Speed M., Tilley N. (2005)** *Understanding the attrition process in volume crime investigations*, London: Home Office Research, Development and Statistics Directorate.
- Burrows J., Tarling R. (2004)** « Measuring the impact of forensic science in detecting burglary and autocrime offences. », *Science & Justice* 44 (4), pp. 217-22.
- Canny J. (1986)** « A Computational Approach to Edge Detection », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (6), pp. 679-698.
- Cartier J. (2009)** *La recherche et gestion des liens dans l'investigation criminelle : le cas de la criminalité organisée*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Caspi A., Houts R. M., Belsky D. W., Harrington H., Hogan S., Ramrakha S., Poulton R., Moffitt T. E. (2016)** « Childhood forecasting of a small segment of the population with large economic burden », *Nature Human Behaviour* 1, pp. 1-10.
- Cassidy M. J. (1980)** *Identification des empreintes de chaussures*, Ottawa: Gendarmerie royale du Canada.
- Cervelli F., Dardi F., Carrato S. (2009)** « Comparison of footwear retrieval systems for synthetic and real shoe marks », *6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, pp. 668-672.
- Cervelli F., Dardi F., Carrato S. (2010)** « A Translational and Rotational Invariant Descriptor for Automatic Footwear Retrieval of Real Cases Shoe Marks », *18th European Signal Processing Conference*, pp. 1665-1669.
- De Ceuster J., Hermsen R., Mastaglio M., Nennstiel R. (2012)** « A discussion on the usefulness of a shared European ballistic image database », *Science & Justice* 52 (4), pp. 237-242.
- Champod C., Evett I. W., Jackson G. (2004)** « Establishing the most appropriate databases for addressing source level propositions », *Science & Justice* 44 (3), pp. 153-164.
- Champod C., Lennard C., Margot P., Stoilovic M. (2016)** *Fingerprints and Other Ridge Skin Impressions*, 2^e édition, Boca Raton: CRC Press.
- De Chazal P., Flynn J., Reilly R. B. (2005)** « Automated processing of shoeprint images based on the Fourier transform for use in forensic science », *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 27 (3), pp. 341-350.
- Chefs SIJ des cantons romands et de Berne (1991)** *Convention inter-cantonale concernant l'exploitation des traces de pas*
- Christou C. G., Bülthoff H. H. (2000)** « Perception , representation and recognition : A holistic view », *Spatial Vision* 13 (2), pp. 265-275.
- Clarke R. V, Eck J. E. (2003)** *Become a problem solving crime analyst*, Londres: Jill Dando Institute of Crime Science, University College, London.
- Clarke R. V, Eck J. E. (2005)** *Crime Analysis for Problem Solvers In 60 Small Steps*, Washington: Center for Problem Oriented Policing.
- Cleland C. E. (2013)** « Common cause explanation and the search for a smoking gun », *Geological Society of America Special Papers* 502, pp. 1-9.

- Codd E. F. (1970)** « A relational model of data for large shared data banks », *Commun. ACM* 13 (6), pp. 377-387.
- Cole S. A. (2013)** « Response. Forensic Science Reform: Out of the laboratory and into the Crime Scene », *Texas Law Review* 91, pp. 123-136.
- Conférence traces de semelles RBT (2002)** *Base de données intercantionales*
- Crispino F. (2008)** « Nature and place of crime scene management within forensic sciences », *Science & Justice* 48 (1), pp. 24-28.
- Crookes D., Bouridane A., Su H., Gueham M. (2007)** « Following the footsteps of others: Techniques for automatic shoeprint classification », *NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems*, pp. 67-74.
- Cusson M., Dupont B. (2008)** « Introduction générale », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieure*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 29-39.
- Cusson M. (2005)** *La délinquance, une vie choisie*, Québec: Éditions Hurtubise inc.
- Cusson M. (2008)** « De l'action de sécurité », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieur*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 43-57.
- Dai J., Hong Y., Hu W., Zhu S. C., Wu Y. N. (2014)** « Unsupervised learning of dictionaries of hierarchical compositional models », *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2505-2512.
- Dardi F., Cervelli F., Carrato S. (2009a)** « An Automatic Footwear Retrieval System for Shoe Marks from Real Crime Scenes », *Proceedings of the 6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, pp. 668-672.
- Dardi F., Cervelli F., Carrato S. (2009b)** « A texture based shoe retrieval system for shoe marks of real crime scenes », In Foggia P, Sansone C, Vento M (eds), *Image Analysis and Processing – ICIAP 2009. ICIAP 2009. Lecture Notes in Computer Science, vol 5716*, Berlin, Heidelberg: Springer. pp. 384–393.
- Dardi F., Cervelli F., Carrato S. (2009c)** « A combined approach for footwear retrieval of crime scene shoe marks », *3rd International Conference on Imaging for Crime Detection and Prevention (ICDP 2009)*, pp. 1-6.
- Davis R. J. (1981)** « An Intelligence Approach to Footwear Marks and Toolmarks », *Journal of the Forensic Science Society* 21 (3), pp. 183-193.
- Dessimoz D., Champod C. (2016)** « A dedicated framework for weak biometrics in forensic science for investigation and intelligence purposes: The case of facial information », *Security Journal* 29 (4), pp. 603-617.
- Ding L., Goshtasby A. (2001)** « On the Canny edge detector », *Pattern Recognition* 34 (3), pp. 721-725.
- Dong Y. (2016)** « Matching method of partial shoeprint images based on PCA-SIFT algorithm », *International Journal of Engineering Research & Science* 2 (10), pp. 167-171.
- Dougherty G. (2013)** *Pattern Recognition and Classification, An Introduction*, New York: Springer.
- Dror I. E., Cole S. A. (2010)** « The vision in “blind” justice: Expert perception, judgment, and visual cognition in forensic pattern recognition », *Psychonomic Bulletin and Review* 17 (2), pp. 161-167.
- Dror I. E. (2015)** « Cognitive neuroscience in forensic science: understanding and utilizing the human element », *Phil. Trans. R. Soc. B* 370 (1674), pp. 20140255.
- Ebding T. (1994)** « Spurennachweis und Spurenrecherche », *Kriminalistik* 48 (11), pp. 732-734.

- Egger S. A. (1984)** « A working definition of serial murder and the reduction of linkage blindness », *The journal of police science and administration* 12 (3), pp. 348–355.
- Egli N. M. (2009)** *Interpretation of Partial Fingermarks Using an Automated Fingerprint Identification System*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Elmasri R., Navathe S. B. (2011)** *Fundamentals of Database systems*, 6^e édition, Boston: Pearson.
- ENFSI (2015)** *ENFSI guideline for evaluative reporting in forensic science - Strengthening the Evaluation of Forensic Results across Europe*, European Network of Forensic Institutes, en ligne: enfsi.eu/wp-content/uploads/2016/09/m1_guideline.pdf (consulté le 30 mai 2018).
- Esseiva P., Ioset S., Anglada F., Gasté L., Ribaux O., Margot P., Gallusser A., Biedermann A., Specht Y., Ottinger E. (2007)** « Forensic drug intelligence: an important tool in law enforcement. », *Forensic science international* 167 (2-3), pp. 247-54.
- EUROPOL (2013)** *EU Serious and organised crime threat assessment*, European Police Office, en ligne: europol.europa.eu/sites/default/files/documents/socta2013.pdf (consulté le 30 mai 2018).
- Evetts I. W., Berger C. E. H., Buckleton J., Champod C., Jackson G. (2017)** « Finding the way forward for forensic science in the US—A commentary on the PCAST report », *Forensic Science International* 278, pp. 16-23.
- Evetts I. W., Lambert J. J. A., Buckleton J. S. J. (1998)** « A Bayesian approach to interpreting footwear marks in forensic casework », *Science & Justice* 38 (4), pp. 241-247.
- FBI (2016)** *Comments on : President ' s Council of Advisors on Science and Technology REPORT TO THE PRESIDENT Forensic Science in Federal Criminal Courts : Ensuring Scientific Validity of Pattern Comparison Methods*, Federal Bureau of Investigation, en ligne: fbi.gov/file-repository/fbi-pcast-response.pdf (consulté le 24 août 2018).
- Fedpol (2013)** *Rapport annuel 2012 sur la lutte de la Confédération contre la criminalité*, Office Fédéral de la Police, en ligne: fedpol.admin.ch/dam/data/fedpol/publiservice/publikationen/berichte/jabe/jabe-2012-f.pdf [consulté le 10.05.2018].
- Fedpol (2018)** « Identification des personnes », en ligne: fedpol.admin.ch/fedpol/fr/home/sicherheit/personenidentifikation.html (consulté le 10 mai 2018)
- Feist C., Knöfel R., Stanke G. (1997)** « Rechnergestützte Bearbeitung von Schuhspuren », *Kriminalistik* 10, pp. 659-664.
- Fleuret F., Li T., Dubout C., Wampler E. K., Yantis S., Geman D. (2011)** « Comparing machines and humans on a visual categorization test », *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 108 (43), pp. 17621-17625.
- Franke K., Srihari S. N. (2008)** « Computational Forensics: An Overview », *LNCS 5158: Computational Forensics* 5158, pp. 1-10.
- Geradts Z., Keijzer J. (1996)** « The image-database REBEZO for shoeprints with developments on automatic classification of shoe outsole designs », *Forensic Science International* 82, pp. 21-31.
- Geradts Z., Sommer P., Ribaux O., Edelman G., Jacobusse G., Gloe T., Coudert F. (2008)** « D6.7c: Forensic Profiling », In Geradts Z, Sommer P (eds), *FIDIS deliverables*, The Hague: FIDIS Consortium.
- Geradts Z. (2002)** *Content-Based Information Retrieval from Forensic Image Databases*, Thèse de doctorat, Université d'Utrecht.

- Girod A., Champod C., Ribaux O. (2008)** *Traces de souliers*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Girod A., Ribaux O., Margot P., Walsh S. J. (2004)** « Base de données ADN: un potentiel peu exploité de mises en relations d'événements criminels », *Revue internationale de criminologie et de police technique et scientifique* 57 (2), pp. 131-147.
- Girod A. (1996)** « Computerized classification of the shoeprints of burglars' soles », *Forensic Science International* 82 (1), pp. 59-65.
- Girod A. (2002)** *Exploitation et gestion systématiques des traces de souliers: une approche complémentaire pour l'investigation criminelle des cambriolages*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Glaeser A. (2015)** *Statistiques AFIS-ADN 2014, communication personnelle.*
- Gorn M. E., McVicker B., Pasquier J., Mueller R. (2017)** « Panel discussion on footwear mark intelligence », *IAI conference, 6-12 août 2017*, Atlanta.
- Gorn M. E. (2017)** *Communication personnelle.*
- Gould J. B., Carrano J., Leo R. A., Hail-Jares K. (2014)** « Predicting erroneous convictions », *Iowa Law Review* 99 (2), pp. 471-522.
- Gould J. B., Carrano J., Leo R. A., Young J. K. (2013)** *Predicting erroneous convictions: A social science approach to miscarriages of justice*, US Department of Justice, Office of Justice Programs.
- Gross S., Jeppesen D., Neumann C. (2013)** « The variability and significance of class characteristics in footwear impressions », *Journal of Forensic Identification* 63 (3), pp. 332-351.
- Grossrieder L. (2017)** *Intégration des méthodes computationnelles en renseignement criminel - Application sur la détection de problèmes à travers les tendances dans les activités criminelles*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles (2013)** *Etat des lieux des pratiques et banques de données cantonales.*
- Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles (2014)** *Concept détaillé*
- Gueham M., Bouridane A., Crookes D. (2007)** « Automatic recognition of partial shoeprints based on phase-only correlation », *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP*, pp. 441-444.
- Gueham M., Bouridane A., Crookes D. (2008)** « Automatic Recognition of Partial Shoeprints Using a Correlation Filter Classifier », *2008 International Machine Vision and Image Processing Conference*, pp. 37-42.
- Guéniat O., Esseiva P. (2005)** *Le profilage de l'héroïne et de la cocaïne*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Gwo C.-Y., Wei C.-H. (2016)** « Shoeprint retrieval: Core point alignment for pattern comparison », *Science & Justice* 56 (5), pp. 341-350.
- Hamer D. (2012)** « Discussion paper: The R v T controversy: forensic evidence, law and logic », *Law, Probability and Risk* 11 (4), pp. 331-345.
- Hamm E. D. (1989)** « The Individuality of Class Characteristics in Converse All-Star Footwear », *Journal of Forensic Identification* 39 (5), pp. 277-292.

- Hancock S., Morgan-Smith R., Buckleton J. (2012)** « The interpretation of shoeprint comparison class correspondences », *Science & Justice* 52 (4), pp. 243-248.
- Hannigan T. J., Fleury L. M., Reilly R. B., O'Mullane B. A., DeChazal P. (2006)** « Survey of 1276 shoeprint impressions and development of an automatic shoeprint pattern matching facility », *Science & Justice* 46 (2), pp. 79-89.
- Hasegawa M., Tabbone S. (2012)** « A Local Adaptation of the Histogram Radon Transform Descriptor: An Application to a Shoe Print Dataset », In Gimel'farb G, Hancock E, Imiya A, Kuijper A, Kudo M, Omachi S, Windeatt T, Yamada K (eds), *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition: Joint IAPR International Workshop, LNCS 7626*, Berlin, Heidelberg: Springer. pp. 675-683.
- Hauser M. (2014)** *FAST M4, Evaluation d'un système de reconnaissance automatique des traces et empreintes de semelles*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Hazard D. (2014)** *La pertinence en science forensique: une (en)quête épistémologique et empirique*, Thèse de Doctorat, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Heaton R. (2000)** « The prospects for intelligence-led policing: Some Historical and quantitative considerations », *Policing and Society* 9 (4), pp. 337-355.
- Hefetz I., Liptz Y., Vaturi S., Attias D. (2016)** « Use of AFIS for linking scenes of crime », *Forensic Science International* 262, pp. e25-e27.
- Henderson J., Hall J. (2016)** « Tread Finder », *12th ENFSI Shoeprint and Toolmark Meeting, 4-6 octobre 2016*, Vienna.
- Hilderbrand D. S. (2013)** *Footwear, The Missed Evidence*, 3^e édition, Wildomar: Staggs Publishing.
- Hirschi F. (1970)** « Cambrioleurs internationaux convaincus à l'aide de preuves peu communes », *Revue internationale de police criminelle* 25 (239), pp. 184-193.
- Inman K., Rudin N. (2001)** *Principles and practice of criminalistics*, Boca Raton: CRC Press.
- International Association for Identification (2015)** « Footwear Certification Process », en ligne: theiai.org/certifications/footwear/process.php (consulté le 10 mai 2018)
- Jackson G., Jones S., Booth G., Champod C., Evett I. W. (2006)** « The nature of forensic science opinion - A possible framework to guide thinking and practice in investigations and in court proceedings », *Science & Justice* 46 (1), pp. 33-44.
- Jackson M. (1999)** « Thirty years (and more) of databases », *Information and Software Technology* 41 (14), pp. 969-978.
- Jing M. Q., Ho W.-J., Chen L. H. (2009)** « A novel method for shoeprints recognition and classification », *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, IEEE. pp. 2846-2851.
- Kaganami H. G., Beiji Z. (2009)** « Region-Based Segmentation versus Edge Detection », *Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 1217-1221.
- Kanaris D. (2017)** « Developing and Utilizing a Local Footwear Reference Collection », *IAI conference, 6-12 août 2017*, Atlanta.
- Kaplan Damary N., Mandel M., Wiesner S., Yekutieli Y., Shor Y., Spiegelman C. (2018)** « Dependence among randomly acquired characteristics on shoeprints and their features », *Forensic Science International* 283, pp. 173-179.

- Keereweer I., Van Beest M., Van de Velde J. (2005)** « Guideline for Evaluating and Drawing Conclusions in Comparative Examination of Shoeprints », *Nederlands Forensisch Instituut*.
- Keereweer I. (2000)** « Guideline for drawing conclusions regarding shoeprint examinations », *Information Bulletin for Shoeprint/Toolmark Examiners* 6 (1), pp. 47-62.
- Killias M., Staubli S., Biberstein L., Bränziger M., Iadanza S. (2011)** *Sondage au sujet des expériences et opinions sur la criminalité en Suisse*, Institut de Criminologie, Universität Zürich.
- Kim Y., Park J., Jung W. (2017)** « A classification scheme of erroneous behaviors for human error probability estimations based on simulator data », *Reliability Engineering and System Safety* 163, pp. 1-13.
- De Kinder J., Olsson T. (2011)** « Expressing evaluative opinions: a position statement. », *Science & justice* 51 (1), pp. 1-2.
- Kirk P. L. (1963)** « The Ontogeny of Criminalistics », *Journal of Criminal Law & Criminology* 54 (2), pp. 235-238.
- Kong X., Yang C., Zheng F. (2014)** « A Novel Method for Shoeprint Recognition in Crime Scenes », In Sun Z, Shan S, Sang H, Zhou J, Wang Y, Yuan W (eds), *Biometric Recognition: 9th Chinese Conference, CCBR 2014*, Cham: Springer International Publishing. pp. 498-505.
- Kortylewski A., Albrecht T., Vetter T. (2015)** « Unsupervised Footwear Impression Analysis and Retrieval from Crime Scene Data », In Jawahar C V., Shan S (eds), *Computer Vision - ACCV 2014 Workshops: Singapore, Singapore, November 1-2, 2014, Revised Selected Papers, Part I*, Cham: Springer International Publishing. pp. 644-658.
- Kurras G., Schill R., Marquardt W. (1991)** « Klassische Spuren - haben sie eine Zukunft ? », *Kriminalistik* 3, pp. 194-197.
- De Legge E. (2009)** « 6 paires de chaussures sur 10 fabriquées en Chine », In *Journal du net*, en ligne: www.journaldunet.com/economie/magazine/selection/l-economie-de-la-chine-en-chiffres/6-paires-de-chaussures-sur-10-fabriquees-en-chine.shtml (consulté le 10 mai 2018)
- Leman-Langlois S., Lemieux F. (2008)** « Renseignement de sécurité et renseignement criminel », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieure*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 335-352.
- Lemieux F. (2008)** « Vers un renseignement criminel de qualité », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieure*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 209-299.
- Lepeer S. (2016)** *Communication personnelle*
- Li B., Gong M. (2014)** « Automated Shoeprint Recognition System », *11th ENFSI Shoeprint and Toolmark Meeting, 21-23 octobre 2014*, Prague.
- Lim D. H. (2006)** « Robust edge detection in noisy images », *Computational Statistics & Data Analysis* 50 (3), pp. 803-812.
- Liukkonen M., Majamaa H., Virtanen J. (1996)** « The role and duties of the shoeprint/toolmark examiner in forensic laboratories », *Forensic Science International* 82 (1), pp. 99-108.
- Locard E. (1920)** *L'enquête criminelle et les méthodes scientifiques*, Paris: Flammarion.
- Lowe D. G. (2004)** « Distinctive image features from scale-invariant keypoints », *International Journal of Computer Vision* 60 (2), pp. 91-110.

- Luostarinen T., Lehmuusola A. (2014)** « Measuring the accuracy of automatic shoeprint recognition methods », *Journal of Forensic Sciences* 59 (6), pp. 1627-1637.
- Ma W. (2016)** « Next generation of automated pattern classification system », *12th ENFSI Shoeprint and Toolmark Meeting, 4-6 octobre 2016*, Vienna.
- Majamaa H. (2000)** « Footwear Databases used in police and forensic laboratories », *Information Bulletin for Shoeprint/Toolmark Examiners* 6 (1), pp. 133-149.
- Margot P. (2011)** « Forensic science on trial - What is the law of the land? », *Australian Journal of Forensic Sciences* 43 (2-3), pp. 89-103.
- Margot P. (2014)** « Traçologie : la trace comme vecteur fondamental de la police scientifique », *Revue internationale de criminologie et de police technique et scientifique* 67 (1), pp. 72-97.
- Martin J.-C., Delémont O., Esseiva P., Jacquat A. (2014)** *Investigation de scène de crime*, 3^e édition, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Mikkonen S., Astikainen T. (1994)** « Databased Classification System for Shoe Sole Patterns— Identification of Partial Footwear Impression Found at a Scene of Crime », *Journal of Forensic Sciences* 39 (5), pp. 1227-1236.
- Mikkonen S., Suominen V., Heinonen P. (1996)** « Use of footwear impressions in crime scene investigations assisted by computerised footwear collection system », *Forensic Science International* 82 (1), pp. 67-79.
- Milà L., Domènech X., Rieradevall J., Fullana P., Puig R. (1998)** « Application of life cycle assessment to footwear », *The International Journal of Life Cycle Assessment* 3 (4), pp. 203-208.
- Milanich P. G. (1981)** « Decision theory and standards of proof », *Law and Human Behavior* 5 (1), pp. 87-96.
- Milne R. (2001)** « Operation Bigfoot - A Volume Crime Database Project », *Science & Justice* 41 (3), pp. 215-217.
- Milne R. (2013)** *Forensic intelligence*, Boca Raton: CRC Press.
- Morelato M., Baechler S., Ribaux O., Beavis A., Tahtouh M., Kirkbride P., Roux C., Margot P. (2014)** « Forensic intelligence framework--Part I: Induction of a transversal model by comparing illicit drugs and false identity documents monitoring. », *Forensic science international* 236, pp. 181-90.
- Morelato M., Beavis A., Tahtouh M., Ribaux O., Kirkbride P., Roux C. (2013)** « The use of forensic case data in intelligence-led policing: the example of drug profiling. », *Forensic science international* 226 (1-3), pp. 1-9.
- Morrison G. S., Kaye D. H., Balding D. J., Taylor D., Dawid P., Aitken C. G. G., Gittelsohn S., Zadora G., Robertson B., Willis S., Pope S., Neil M., Martire K. A., Hepler A., Gill R. D., Jamieson A., De Zoete J., Ostrum R. B., Caliebe A. (2016)** « A comment on the PCAST report: Skip the “match”/“non-match” stage », *Forensic Science International* 272, pp. e7-e9.
- Morrison G. S. (2012)** « The Likelihood-Ratio Framework and Forensic Evidence in Court: A Response to R v T », *The International Journal of Evidence & Proof* 16 (1), pp. 1-29.
- Napier T. J. (2002)** « Scene linking using footwear mark databases », *Science & Justice* 42 (1), pp. 39-43.
- National Research Council (2009)** *Strengthening Forensic Science in the United States: A Path Forward*, Washington DC: The National Academies Press.

- Nibouche O., Bouridane A., Crookes D., Gueham M., Laadjel M. (2009)** « Rotation invariant matching of partial shoeprints », *The 13th international Machine Vision and Image Processing Conference (IMVIP)*, Dublin. pp. 94-98.
- Nordgaard A., Rasmusson B. (2012)** « The likelihood ratio as value of evidence--more than a question of numbers », *Law, Probability and Risk* 11 (4), pp. 303-315.
- OFS (2015)** *Statistique policière de la criminalité - Rapport annuel 2014*, Neuchâtel: Office fédéral de la statistique.
- OFS (2017)** *Statistique policière de la criminalité - Rapport annuel 2016*, Neuchâtel: Office fédéral de la statistique.
- Oppenheim A. V, Lim J. S. (1981)** « The importance of phase in signals », *Proceedings of the IEEE* 69 (5), pp. 529-541.
- Pachoud M. (2015)** *Le potentiel des traces dans la détection de séries de vols par effraction : application d'un modèle de renseignement forensique dans un service local de police technique*, Travail de maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Parent S. (2010)** « The significance of class associations of footwear evidence », *Pattern and Impression Symposium, 2-5 août 2010*, Clearwater, FL.
- Pasquier J., Rey F., Champod C. (2010)** « Shoeprint classification using ASTIS™ intelligent pattern encoding and matching », *Shoeprint & Toolmark Examiner Meeting, 27-30 avril 2010*, Spa.
- Patil P. M., Kulkarni J. V. (2009)** « Rotation and intensity invariant shoeprint matching using Gabor transform with application to forensic science », *Pattern Recognition* 42 (7), pp. 1308-1317.
- Pavlou M., Allinson N. M. (2006)** « Automatic Extraction and Classification of Footwear Patterns », Springer (ed), *Intelligent Data Engineering and Automated Learning, 7th International Conference*, Burgos, Spain. pp. 721-728.
- Pavlou M., Allinson N. M. (2009)** « Automated encoding of footwear patterns for fast indexing », *Image and Vision Computing* 27 (4), pp. 402-409.
- Pavone V., Gomez E. S., Jaquet-Chifelle D. O. (2016)** « A systemic approach to security: Beyond the tradeoff between security and liberty », *Democracy and Security* 12 (4), pp. 225-246.
- Perry W. L., McInnes B., Price C. C., Smith S. C., Hollywood J. S. (2013)** *Predictive Policing: The Role of Crime Forecasting in Law Enforcement Operations*, Washington DC: RAND Corporation, en ligne: ncjrs.gov/pdffiles1/nij/grants/243830.pdf (consulté le 30 mai 2018).
- Phillips P. J., O'Toole A. J. (2014)** *Comparison of human and computer performance across face recognition experiments* *Image and Vision Computing* 32 (1), pp. 74-85.
- Porter M. D. (2016)** « A Statistical Approach to Crime Linkage », *American Statistician* 70 (2), pp. 152-165.
- President's Council of Advisors on Science and Technology (2016)** *Forensic Science in Criminal Courts: Ensuring Scientific Validity of Feature-Comparison Methods*, Washington DC: en ligne: https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/microsites/ostp/PCAST/pcast_forensic_science_report_final.pdf (consulté le 24 août 2018).
- Pröve H. (2012)** *Abschlussbericht Controllingprojekt Schuhreferenzmustersammlung der FG 52.3, communication personnelle*, Hannovre.
- R v T (2010)** *Court of Appeal, Criminal Division, EWCA Crim 2439*.
- Rakotomalala R. (2015)** *Pratique de la régression logistique*, Lyon: Université Lumière Lyon 2.

- Ramakrishnan V., Malgireddy M., Srihari S. N. (2008)** « Shoe-Print Extraction from Latent Images Using », In Srihari SN, Franke K (eds), *LNCS 5158: Computational Forensics*, Springer Berlin / Heidelberg. pp. 105-112.
- Ramakrishnan V., Srihari S. N. (2008)** « Extraction of shoe-print patterns from impression evidence using Conditional Random Fields », *19th International Conference on Pattern Recognition 1*, pp. 1-4.
- Ratcliffe J. H. (2005)** « The Effectiveness of Police Intelligence Management: A New Zealand Case Study », *Police Practice and Research 6* (5), pp. 435-451.
- Ratcliffe J. H. (2008)** *Intelligence-led policing*, Cullompton: Willan Publishing.
- Rey F. (2009)** *Evaluation d'ASTIS, un système de classification automatique de traces de semelles*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Reymond J. (2008)** *Etude des usures sur les semelles de chaussures*, Travail de Bachelor, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Ribaux O., Baylon A., Lock E., Delémont O., Roux C., Zingg C., Margot P. (2010)** « Intelligence-led crime scene processing. Part II: Intelligence and crime scene examination », *Forensic Science International 199*, pp. 63-71.
- Ribaux O., Baylon A., Roux C., Delémont O., Lock E., Zingg C., Margot P. (2010)** « Intelligence-led crime scene processing. Part I: Forensic intelligence », *Forensic Science International 195*, pp. 10-16.
- Ribaux O., Birrer S. (2010)** « Iterative Development of Cooperation Within an Increasingly Complex Environment: Example of a Swiss Regional Analysis Centre », In Lemieux F (ed), *International Police Cooperation: Emerging Issues, Theory and Practice*, Portland: Willan Publishing. pp. 81-100.
- Ribaux O., Genessay T., Margot P. (2011)** « La veille opérationnelle et la science forensique », In Lemay-Langlois S (ed), *Les sphères de la surveillance*, Montréal: Presses de l'Université de Montréal.
- Ribaux O., Girod A., Walsh S. J., Margot P., Mizrahi S., Clivaz V. (2003)** « Forensic intelligence and crime analysis », *Law, Probability and Risk 2* (1), pp. 47-60.
- Ribaux O., Hicks T. (2012)** « Technology and database expansion: what impact on policing? », In Lemay-Langlois S (ed), *Technocrime: Policing and surveillance*, Abingdon: Routledge. pp. 91-109.
- Ribaux O., Margot P., Julian R., Kelty S. (2013)** « Forensic Intelligence », In Siegel J, Saukko PJ (eds), *Encyclopedia of Forensic Sciences*, Waltham: Academic Press. pp. 298-302.
- Ribaux O., Margot P. (1999)** « Inference structures for crime analysis and intelligence: The example of burglary using forensic science data », *Forensic Science International 100* (3), pp. 193-210.
- Ribaux O., Margot P. (2003)** « Case based reasoning in criminal intelligence using forensic case data. », *Science & justice 43* (3), pp. 135-43.
- Ribaux O., Margot P. (2008)** « La trace matérielle, vecteur d'information au service du renseignement », In Cusson M, Dupont B, Lemieux F (eds), *Traité de sécurité intérieure*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes. pp. 300-321.
- Ribaux O., Talbot Wright B. (2014)** « Expanding forensic science through forensic intelligence. », *Science & justice 54* (6), pp. 494-501.
- Ribaux O., Walsh S. J., Margot P. (2006)** « The contribution of forensic science to crime analysis and investigation: Forensic intelligence », *Forensic Science International 156* (2-3), pp. 171-181.

- Ribaux O. (2014)** *Police scientifique - Le renseignement par la trace*, Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Richetelli N., Lee M. C., Lasky C. A., Gump M. E., Speir J. A. (2017)** « Classification of footwear outsole patterns using Fourier transform and local interest points », *Forensic Science International* 275, pp. 102-109.
- Richetelli N., Nobel M., Bodziak W. J., Speir J. A. (2017)** « Quantitative assessment of similarity between randomly acquired characteristics on high quality exemplars and crime scene impressions via analysis of feature size and shape », *Forensic Science International* 270, pp. 211-222.
- Ritter N. (2008)** « DNA solves property crimes (But are we ready for that?) », *National Institute of Justice Journal* 261 (1), pp. 2-12.
- Rix B. (2004)** *The Contribution of Shoemark Data to Police Intelligence, Crime Detection and Prosecution*, Londres: Home Office. Research, Development and Statistics Directorate.
- Robertson B., Vignaux G. A., Berger C. E. H. (2011)** « Extending the Confusion About Bayes », *The Modern Law Review* 74 (3), pp. 444-455.
- Rodrigues S. (2012)** *La détection de séries de cambriolages par l'analyse spatio-temporelle des motifs de traces de semelles*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- De Rosnay J. (1979)** *The Macroscope*, New York: Harper & Row.
- Rossy Q., Ioset S., Dessimoz D., Ribaux O. (2013)** « Integrating forensic information in a crime intelligence database », *Forensic Science International* 230 (1-3), pp. 137-146.
- Roux C., Crispino F., Ribaux O. (2012)** « From Forensics to Forensic Science », *Current Issues in Criminal Justice* 24 (1), pp. 7-24.
- Ruslander H. (2016)** *IAI Response to PCAST report*, International Association for Identification, en ligne: theiai.org/president/IAI_PCAST_Response.pdf (consulté le 24 août 2018).
- Russ J. C. (2011)** *The Image Processing Handbook*, 6^e édition, Boca Raton: CRC Press.
- Saigaa M., Chetroub S., Meraoumia A. (2009)** « Degraded Partial Shoeprint Recognition for Forensic Investigations », Khider UM (ed), *Image09, 5ème Symposium International*, Biskra. pp. 93-100.
- Sawyer N. E., Monckton C. W. (1995)** « SHOE-FIT, a computerised shoe print database », *European Convention on Security and Detection*, pp. 86-89.
- Schulliar Y. (2009)** *La coordination scientifique dans les investigation criminelles. Proposition d'organisation, aspects éthiques ou de la nécessité d'un nouveau métier*, Thèse de Doctorat, Université Paris Descartes, Faculté de Médecine et Université de Lausanne, Institut de Police Scientifique.
- Schuwey P. (1992)** *Conférences des spécialistes traces de pas des cantons romands et de Berne*
- Shor Y., Wiesener S., Tsach T., Yekutieli Y. (2013)** « Computerized system for aiding the expert in evaluating the degree of certainty in 2D shoeprints », *10th ENFSI Shoeprint and Toolmark Meeting, 5-7 juin 2013*, Bled, Slovenia.
- Sjerps M., Keereweer I. (2001)** « A Likelihood Ratio view on the Interpretation of Shoeprint Evidence », *Proceedings of the Fourth European Meeting for Shoeprint/Toolmark Examiners*, pp. 173-183.

- Skerrett J., Neumann C., Mateos-Garcia I. (2011)** « A Bayesian approach for interpreting shoemark evidence in forensic casework: Accounting for wear features », *Forensic Science International* 210 (1-3), pp. 26-30.
- Société Canadienne de l'Identité (2015)** « Certification en identification de traces de chaussures », en ligne: www.cis-sci.ca/footwear-certification (consulté le 10 mai 2018)
- Speir J. A., Richetelli N., Fagert M., Hite M., Bodziak W. J. (2016)** « Quantifying randomly acquired characteristics on outsoles in terms of shape and position », *Forensic Science International* 266, pp. 399-411.
- Speir J. A. (2018)** *A Quantitative Assessment of Shoeprint Accidental Patterns with Implications Regarding Similarity, Frequency and Chance Association of Features*, West Virginia University.
- Stadelmann T. (2011)** *Vernetzung der Polizeiarbeit auf Strategie-, Prozess- und IT-Ebene: Das Beispiel der interkantonalen Schuhspurendatenbank*, communication personnelle.
- Su H., Bouridane A., Crookes D. (2006)** « Image quality measures for hierarchical decomposition of a shoeprint image », *Forensic Science International* 163 (1-2), pp. 125-131.
- Su H., Crookes D., Bouridane A., Gueham M. (2007)** « Local Image Features for Shoeprint Image Retrieval », Rajpoot A. H. NM and B (ed), *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, Warwick. pp. 38.1-38.10.
- SWGIT (2013)** *Photographing Footwear and Tire Impressions*, en ligne: [swgit.org/pdf/Section 9 General Guidelines for Photographing Footwear and Tire Impressions?docID=124](http://swgit.org/pdf/Section%209%20General%20Guidelines%20for%20Photographing%20Footwear%20and%20Tire%20Impressions?docID=124) (consulté le 30 mai 2018).
- SWGTREAD (2013)** *Standard for Terminology Used for Forensic Footwear and Tire Impression Evidence*, en ligne: swgtread.org/images/documents/standards/published/swgtread_15_terminology_evidence_201303.pdf (consulté le 30 mai 2018).
- Takita K., Aoki T., Sasaki Y., Higuchi T., Kobayashi K. (2003)** « High-Accuracy Subpixel Image Registration Based on Phase-Only Correlation », *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences* E86-A (8), pp. 1925-1934.
- Tang Y., Kasiviswanathan H., Srihari S. N. (2012)** « An efficient clustering-based retrieval framework for real crime scene footwear marks », *Int. J. Granular Computing, Rough Sets and Intelligent Systems* 4 (2), pp. 327-360.
- Tang Y., Srihari S. N., Kasiviswanathan H., Corso J. J. (2010)** « Footwear Print Retrieval System for Real Crime Scene Marks », Sako H, Franke KY, Saitoh S (eds), *4th International Workshop on Computational Forensics*, Tokyo: Springer Berlin Heidelberg. pp. 88-100.
- Tang Y., Srihari S. N., Kasiviswanathan H. (2010)** « Similarity and Clustering of Footwear Prints », *IEEE International Conference on Granular Computing (GrC)*, pp. 459-464.
- Taroni F., Bozza S., Biedermann A. (2006)** « Two items of evidence, no putative source: an inference problem in forensic intelligence. », *Journal of Forensic Sciences* 51 (6), pp. 1350-61.
- Tilley N., Townsley M. (2009)** « Forensic science in UK policing: Strategies, tactics and effectiveness », In Fraser J, Williams R (eds), *Handbook of forensic science*, Abingdon: Routledge. pp. 359-379.
- Tonkin M., Bond J. W., Woodhams J. (2009)** « Fashion conscious burglars? Testing the principles of offender profiling with footwear impressions recovered at domestic burglaries », *Psychology, Crime & Law* 15 (4), pp. 327-345.

- Toso B. (1997)** *Evaluation de caractéristiques accidentelles sur les semelles de chaussures en fonction du temps et de l'utilisation*, Travail de Maîtrise, Ecole des Sciences Criminelles, Université de Lausanne.
- Tribunal Correctionnel du District de Neuchâtel (2010)** *Jugement CORR.2010.7*
- Wang H., Fan J., Li Y. (2016)** « Research of shoeprint image matching based on SIFT algorithm », *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering* 16 (2), pp. 349-359.
- Wang X., Sun H., Yu Q., Zhang C. (2014)** « Automatic Shoeprint Retrieval Algorithm for Real Crime Scenes », In Cremers D, Reid I, Saito H, Yang M-H (eds), *Computer Vision - 12th Asian Conference on Computer Vision*, Singapore: Springer International Publishing. pp. 399-413.
- Wang X., Zhang C., Wu Y., Shu Y. (2017)** « A manifold ranking based method using hybrid features for crime scene shoeprint retrieval », *Multimedia Tools and Applications* 76 (20), pp. 21629–21649.
- Wei C.-H., Li Y., Gwo C. Y. (2013)** « The Use of Scale-Invariance Feature Transform Approach to Recognize and Retrieve Incomplete Shoeprints », *Journal of Forensic Sciences* 58 (3), pp. 625-630.
- Xiao R., Shi P. (2008)** « Computerized Matching of Shoeprints Based on Sole Pattern », In Srihari SN, Franke K (eds), *Computational Forensics*, Springer Berlin / Heidelberg. pp. 96-104.
- Zhao D. (2005)** « Image Processing and Feature Extraction », In Scott DM, McCann H (eds), *Process Imaging for Automation Control*, Boca Raton: CRC Press. pp. 127-205.
- Zhao W., Peng Y., Lu X. (2009)** « Shoeprints Matching Algorithm on the Scene Based on Shape Context », *Journal of Information & Computational Science* 6 (5), pp. 2161-2167.
- De Zoete J., Sjerps M., Lagnado D., Fenton N. (2015)** « Modelling crime linkage with Bayesian networks », *Science & Justice* 55 (3), pp. 209-217.
- De Zoete J., Sjerps M., Meester R. (2017)** « Evaluating evidence in linked crimes with multiple offenders », *Science & Justice* 57 (3), pp. 228-238.

Annexe 1 Trace de semelle : définitions et exploitation

La chaussure, objet de grande consommation, laisse souvent une marque de notre passage, de nos actions comme le décrit Locard (1920). En lien avec une action délictueuse, la trace laissée par la semelle d'une chaussure devient un objet d'intérêt pour la police scientifique. Cette trace de semelle peut être visible à l'œil nu ou latente et nécessiter la mise en œuvre de différentes techniques physiques ou chimiques pour être détectée. Sur une surface molle, elle peut être en trois dimensions. Elle peut être déposée en marchant, en courant ou encore en frappant sur une surface. Elle peut provenir d'un dépôt de matière sur une surface et sera par conséquent dite « positive ». A l'inverse la semelle peut emporter de la matière laissant ainsi une trace dite « négative ». La trace peut être photographiée in situ ou en laboratoire, prélevée sur une feuille de gélatine ou à l'aide d'un appareil électrostatique ou encore moulée. Tous ces facteurs vont influencer la manière dont les caractéristiques de la semelle vont être transférées sur la trace ainsi créée et sur les possibilités de les observer. Ils devront être pris en considération afin d'assurer un mode de prélèvement adapté aux spécificités de chaque trace ainsi que lors de l'évaluation des concordances ou des discordances entre une trace et une référence. Les conditions de création et de prélèvement de chaque trace lui sont propres.

Lors de la déposition de la trace, la semelle de la chaussure va transférer sur la trace une partie de ses caractéristiques. Ces attributs, ou caractéristiques, qui composent une semelle sont issues de processus plus ou moins contrôlés. Ainsi la taille, le dessin ou la forme de la semelle par exemple, lui ont été appliqués de manière volontaire lors de sa fabrication afin de conférer à la chaussure les propriétés voulues. D'un autre côté, les modifications que va subir de semelle lors du port de la chaussure ne sont pas directement contrôlables. Une partie de ces caractéristiques vont ensuite se retrouver sur la trace laissée par la semelle, que ce soit par transfert de matière ou par moulage et pourront, éventuellement, être exploitées par la suite. Selon la littérature, il est possible de les nommer et de les catégoriser de différentes manières : par exemple caractéristiques de classes et accidentelles (Cassidy, 1980; Keereweer et al., 2005), caractéristiques de classes et aléatoires (SWGTHREAD, 2013), caractéristiques de classes, d'usures et « identifiante⁴⁸ » (Bodziak, 1999), caractéristiques de classes et « individualisantes⁴⁹ » (Inman et Rudin, 2001) ou encore de fabrication et acquises (Girod et al., 2008). Ces dénominations sont d'ailleurs appliquées à d'autres domaines que les semelles comme les traces d'outils ou d'armes à feu. Nous emploierons dans ce travail la dénomination donnée par Girod et al. Celle-ci a l'avantage d'être relativement neutre puisqu'elle

⁴⁸ *Identifying characteristics* dans le texte anglais.

⁴⁹ *Individualizing characteristics* dans le texte en anglais.

différencie les caractéristiques en fonction de leur provenance (la fabrication ou le port de la chaussure) sans donner d'indication quant à leur rareté ou leur force probante. La liste (non exhaustive) ci-dessous mentionne les caractéristiques les plus fréquemment utilisées dans l'exploitation forensique des traces de semelles:

- Caractéristiques de fabrication : le dessin général ou motif, la taille, diverses inscriptions comme la marque ou le logo ou les particularités d'un moule. Ces caractéristiques sont en principes issus d'un processus contrôlé, à l'exception de certains défauts pouvant survenir lors de la fabrication, comme des bulles d'airs ou une imperfection dans le moule.
- Caractéristique acquises : l'usure due à la démarche, les coupures ou abrasions consécutives à un accident particulier sont issus de processus non contrôlés. Le ressemelage peut être considéré comme une caractéristique acquise puisqu'il survient après la fabrication, mais provient néanmoins d'un processus contrôlé.

L'observation de certaines de ces caractéristiques permet une exploitation très précoce dans l'enquête. Ainsi, le fait d'identifier une marque au sol comme étant bien une trace de semelle permettra, déjà sur la scène de crime, de déterminer le cheminement de l'auteur et d'orienter la recherche d'autres traces ainsi que de renseigner sur le modus de l'auteur. Si on parvient à identifier plusieurs motifs de semelles différents, cela donnera des indications sur le nombre d'auteurs et leur implication dans les faits (Girod et al., 2008; Martin et al., 2014). Ces emplois de la trace de semelle sont également désignés sous le terme de reconstruction. Ils mettent en œuvre des inférences au niveau de l'activité où l'observation d'une trace renseigne sur le déroulement de l'action passée. Mais les emplois de la trace de semelle qui vont nous intéresser dans ce travail sont plus particulièrement ceux mettant en œuvre l'inférence de source commune entre deux traces ou entre une trace et une empreinte de référence.

Nous introduisons ici la distinction entre « trace » et « empreinte » et qui est reprise de Girod et al. (2008): La trace est relevée « *lors de l'investigation des impressions de semelles au sol. La plupart du temps la source de ce matériel est inconnue.* » L'empreinte est « *l'impression de référence obtenue à partir des semelles en examen. Lorsque celles-ci ont été acquises par encrage, on parle également de standards encrés. Généralement, la source du matériel est connue d'où l'expression de matériel de comparaison.* » L'empreinte est donc issue d'un acte volontaire afin de servir de référence dans un processus de comparaison, alors que la trace a été laissée de manière involontaire (Margot, 2014).

La trace relevée sur un évènement pourra donc être comparée avec l'empreinte de référence obtenue d'une semelle. Pour ce faire, il s'agira de relever sur la trace et l'encrage les caractéristiques observables et qui constitueront, en quelque sorte, leur profil respectif. La comparaison de ces profils

permettra d'établir leurs similitudes et dissemblances et leur évaluation d'inférer, ou non, que telle trace a la même source que tel encre.

Il s'agit là, comme le décrit Kirk, de la fonction fondamentale de la criminalistique qu'il définit comme la *science de l'individualisation* (Kirk, 1963), dans le sens où son but est d'établir l'individualité d'une source comme étant celle qui a laissé une trace, ou du moins de s'en approcher autant que les connaissances disponibles le permettent. Dans cette optique, l'exploitation de la trace de semelle en tant que moyen de preuve à des fins d'individualisations est largement documentée avec de multiples ouvrages décrivant les méthodes de détection, de prélèvement, d'analyse des caractéristiques physiques ou encore de présentation de la preuve. On citera à titre d'exemple Bodziak (1999; 2017) ou encore Cassidy (1980) sur lesquels se basent encore aujourd'hui les examens de certification en identification de traces de chaussures de l'International Association for Identification (IAI, 2015) ou de la Société Canadienne de l'Identité (SCI, 2015). Les principales évolutions de l'exploitation des traces de semelles mentionnées par d'autres ouvrages plus récents concernent majoritairement de nouvelles méthodes de détections physico-chimiques (voir par exemple Baxter, 2015; Hilderbrand, 2013). Toute trace nécessite, certes, d'être détectée avant de pouvoir être exploitée. Et il est également vrai que cette trace joue régulièrement un rôle central au procès afin de démontrer la culpabilité d'un prévenu, y compris dans des affaires célèbres. Bodziak consacre d'ailleurs deux chapitres entiers à diverses causes célèbres ainsi qu'au cas OJ Simpson, où la trace de semelle a joué un rôle majeur. Il est donc naturel que la majorité des auteurs mettent l'accent sur les aspects techniques du prélèvement, la qualité des processus de comparaisons ainsi que sur la présentation de la preuve au tribunal afin de démontrer au mieux que telle trace provient bien telle chaussure.

Nous avons vu au chapitre 2 que les traces de semelles qui sont comparées à une référence et qui nécessitent une évaluation afin d'être présentées à un tribunal, ne représentent qu'une faible proportion des traces relevées. Et si la trace est arrivée jusque-là, c'est qu'on a pu mettre la main sur une paire de chaussures correspondantes. Soit celle-ci a été obtenue grâce à l'enquête qui a permis d'avoir le nom d'un suspect, soit il a fallu rechercher des correspondances dans les traces ou les références précédemment collectées. Pourtant, cette recherche de correspondances visant la mise en relation de traces provenant de différentes scènes de crime entre-elles, ou de traces et de référence, n'est abordé que de façon anecdotique par la majorité des ouvrages consacrés à la trace de semelle. Les outils informatiques tels que des banques de données n'y sont mentionnés que succinctement. Et leur but est presque exclusivement de trouver un suspect où de déterminer la marque de la chaussure à la source d'une trace, donc toujours au service du cas particulier. L'individualisation d'une trace vis-à-vis d'une référence est au centre des préoccupations, mais sans que l'on aborde fondamentalement la manière de réunir trace et empreinte. Il s'agit là d'une conception que nous retrouvons par exemple dans les travaux de Bodziak (1999; 2017), Hilderbrand (2013) ou Baxter (2015) et dans laquelle l'expert n'intervient qu'à la fin, lorsque la trace de semelle et sa référence ont été mise en correspondance et

qu'il s'agit d'évaluer ce résultat. L'expert ne porte ainsi que peu d'intérêt à la majorité des traces – celles qui n'ont pas été mise en relation avec une empreinte – puisqu'il n'en a pas connaissance. L'une des raisons de cette focalisation de l'attention sur l'utilisation purement judiciaire de la trace est identifiée par Ribaux (2014) comme la tendance au morcellement des processus dans les laboratoires et à l'isolement de l'expert des informations de l'enquête. Une tendance dans laquelle la criminalistique est perçue comme une série de spécialisations qui se doivent d'être indépendantes de tout contexte afin de fournir aux tribunaux des résultats scientifiquement irréprochables et surtout non biaisés (Cole, 2013; National Research Council, 2009).

Pourtant nous l'avons vu au chapitre 2, un autre rôle important de la trace de semelle est de permettre d'établir des liens entre traces provenant de différentes scènes de crime, ce qui implique donc une capacité à comparer les traces entre-elles. S'il est envisageable d'effectuer des comparaisons systématiques de toutes les traces collectées lorsqu'elles sont en nombre limité, un système de tri devient nécessaire lorsque leur nombre dépasse quelques centaines (Girod, 2002). Ce système doit permettre de structurer les données déjà connues (la mémoire), autrement dit, d'établir le profil de chaque entité de la mémoire à l'aide de descripteurs. Puis il est possible de confronter le profil de la trace à la mémoire afin d'en extraire les éléments présentant un profil correspondant. L'établissement de ce profil permet donc de restreindre une recherche à une catégorie correspondante parmi toute la mémoire (Geradts et al., 2008). Les descripteurs utilisés pour constituer ces profils de traces de semelles sont le plus souvent d'ordre très général et basés sur des caractéristiques de fabrications (voir chapitre 3). Une fois que la liste des entités présentant des profils similaires est obtenue, il est donc nécessaire d'effectuer une comparaison des caractéristiques acquises afin de pouvoir inférer, ou non, une source commune. Si la source commune est retenue, un lien peut être établi entre deux traces (ou entre une trace et une empreinte). L'ensemble de ces étapes constituent donc le fonctionnement élémentaire de ce qu'on peut appeler une banque de données de traces, sans que cela n'implique nécessairement la mise en œuvre d'un outil informatique complexe. On trouve plusieurs exemples de systèmes de codification mis en œuvre dans la pratique (Belser et al., 1996; Birkett, 1989; Girod, 1996; Girod, 2002; Mikkonen et Astikainen, 1994; Mikkonen et al., 1996; Milne, 2001).

Or, si des exemples ont montré la possibilité et l'intérêt de mettre en œuvre de tels systèmes, il semble que l'intérêt de la trace de semelle dans le cadre de la criminalité de volume soit très divers comme nous le montre certains chiffres publiés (Burrows et Tarling, 2004; Girod, 2002; Hazard, 2014). De même, au travers de notre pratique professionnelle, nous avons rencontré des services de police scientifique (notamment en Suisse) pour lesquels les comparaisons entre traces sont rendues très laborieuses, soit par manque d'outil adapté à leur gestion, soit parce qu'aucune systématique n'est mise en place, voire que le nombre de traces récoltées est tellement faible qu'aucun lien ne peut être fait (Pachoud, 2015). En 2002, Girod identifiait 17 systèmes de gestion de traces de semelles utilisés par différents services à travers 7 pays mais dont seul le tiers permettaient la comparaison de traces

entre elles (Girod, 2002). Les autres permettent principalement de comparer des traces avec des empreintes et parfois d'identifier la marque et le modèle de chaussure à l'origine d'une trace. Aujourd'hui, si le produit de Foster & Freeman SICAR® semble être une solution utilisée régulièrement en Angleterre (Milne, 2013), les méthodes et les outils sont encore très disparates (Baylon, 2010). Si ces systèmes de gestion utilisent presque tous une mémoire informatique, la codification des traces et des empreintes est faite manuellement par un opérateur. Une exception peut cependant être relevée s'agissant du programme EverASM de l'entreprise Everspy qui permet une codification semi-automatique supervisée par un opérateur (Li et Gong, 2014). Mais s'agissant d'un produit commercial, peu de communications sur le fonctionnement, la structure de la banque de donnée ou sur les performances ont été publiées, à l'exception de la présentation faite lors du meeting 2016 de l'ENFSI sur les traces de semelles et d'outils (SPTM 2016). A cette occasion une courbe de performances du système a été présentée (Ma, 2016) – voir chapitre 6.

Si l'apport d'un outil technologique aidant à la gestion de grands volumes de traces peut paraître évidente, sa conception ne peut cependant s'affranchir de tout cadre théorique, ni de l'identification des besoins auxquels il est supposé répondre. L'exemple de la banque de données ADN suisse CODIS nous le démontre. Si aujourd'hui elle permet d'obtenir aussi bien des liens trace-trace que trace-personne, il n'en a pas toujours été ainsi. A l'origine, seule l'association des traces avec les profils des personnes était prévue. L'identification du besoin des polices d'avoir accès aux cas liés entre eux et la démonstration de son utilité ne s'est fait que plus tard, rendant nécessaire des modifications ultérieures (Girod et al., 2004).

Mais alors pourquoi ne pas appliquer aux semelles les solutions qui ont été appliquées à d'autres types de traces et notamment les traces digitales et l'ADN ? Pourquoi ne pas créer un AFIS ou un CODIS pour trace de semelle ? La réponse tient, notamment, dans le fait que les caractéristiques intrinsèques de ces types de traces sont différentes. L'analyse d'une trace ADN par le laboratoire forensique donne un résultat qui se trouve (en simplifiant) presque directement sous une forme numérique. Chaque partie du génome analysée est représentée par deux nombres représentant les allèles. La trace étant directement sous la forme d'un vecteur, il est aisé pour un outil informatique de stocker cette information et de la comparer aux autres vecteurs contenus dans sa mémoire. Par contre, une trace digitale ou de semelle est représentée par une image. Si l'on souhaite stocker cette trace dans une banque de données afin de la comparer à d'autres traces similaires, il est nécessaire de transcrire l'information présente sur l'image sous une forme simplifiée. Ainsi, des systèmes de classification manuels permettaient de décrire les empreintes digitales d'une personne à l'aide de codes alphanumériques. Cela rendait alors possible de retrouver des empreintes similaires dans toute une collection, sans passer chaque fiche en revue (Berry et Stoney, 2001). Les systèmes automatiques d'aujourd'hui passent par divers traitements de l'image numérique pour identifier les lignes papillaires et en particulier les minuties et ne conserver qu'une représentation numérique de celles-ci sous la

forme d'une matrice. Et c'est cette matrice numérique, représentant la trace, qui est comparée par les algorithmes à la banque de données (Egli, 2009). Les semelles, elles, ne peuvent être décrites par des lignes qui s'arrêtent ou se croisent comme une trace digitale. Leurs caractéristiques sont de multiples formes et origines, nécessitant d'autres sortes de codification. Les systèmes de codifications manuels exploités sont tous basés sur le même principe : les formes créées par le dessin général de la semelle sont décrites par un ou plusieurs codes issus d'un catalogue (Ashley, 1996; Belser et al., 1996; Girod, 1996; Mikkonen et al., 1996; Milne, 2013). Les traces et empreintes ainsi indexées peuvent être classées et retrouvées d'après ces codes dans une mémoire physique ou informatique. Le choix du système de codification doit permettre de discriminer au mieux le matériel présent dans la mémoire, sans être trop complexe afin de limiter les erreurs de saisies. Mais ces codifications ne permettent de décrire que des caractéristiques de fabrication et donc susceptibles d'être partagées par un grand nombre de sources potentielles, au contraire des systèmes AFIS ou CODIS qui sont basés sur des caractéristiques très sélectives d'un individu à l'autre. Les caractéristiques acquises des semelles, qui doivent permettre de s'approcher de l'individualisation, sont soumises à des changements avec des coupures qui apparaissent puis disparaissent ou des usures qui se forme et évoluent (Reymond, 2008; Toso, 1997) et ne sont pas nécessairement visibles sur les traces. Cela les rend inutilisables dans un système d'indexation des traces. Cette distinction est fondamentale. Cela implique qu'une banque de données de trace de semelles est un outil de classification en premier lieu, avant d'être un système d'identification. Or cette distinction qui doit être faite entre l'inférence de classe et l'inférence de source, au sens où l'entendent Ribaux et al. (2006), rend nécessairement impossible la transposition de solutions appliquées à des systèmes d'identification tel qu'AFIS ou CODIS vers une banque de données de traces de semelles.

Un autre aspect fondamental qui différencie l'exploitation des traces de semelles de celle de l'ADN ou de la dactyloscopie est que la relation est faite entre une trace et un objet et non pas directement une personne. Inférer qu'une personne est à la source d'une trace de semelle implique donc d'inférer un lien entre la chaussure et la personne, rajoutant de ce fait une part d'incertitude. De plus, la chaussure, de par sa fonction utilitaire, est un objet de mode produit en masse. On peut d'ailleurs estimer que la production annuelle de chaussures dans le monde se monte à 20 milliards de paires (De Legge, 2009) et donc que la durée de vie ou d'utilisation moyenne d'une chaussure est relativement courte à échelle humaine. L'aspect temporel est donc une dimension supplémentaire à prendre en compte lors d'une recherche dans une banque de données. La question de la pertinence d'une comparaison de traces ou de références séparées par plusieurs années doit alors se poser. Cette production de masse implique également l'existence de nombreux modèles différents. Il est donc nécessaire de s'interroger sur le pouvoir discriminant d'une caractéristique de fabrication tel que le motif. Là-dessus, il a déjà été montré que l'apparition des motifs dans le temps et l'espace n'est pas uniforme (Girod, 2002; Napier, 2002) ce qui démontre une certaine structure de la population d'intérêt et donc le pouvoir discriminant

de ceux-ci. L'évolution de la population d'intérêt qui peuple une banque de données doit donc être prise en compte lors de sa conception.

Annexe 2 Etat des lieux des outils de gestion de traces de semelles en Suisse

En matière d'outils de gestion, les services de police scientifique suisses utilisent principalement deux types distincts d'applications afin de gérer les données relatives à leurs cas. Soit des applications dédiées spécifiquement à la police scientifique, la plupart du temps développés par les services eux-mêmes, soit ils utilisent l'application métier de leur police qui comprend des modules pour les traces matérielles. Concernant les traces de semelles, elles sont généralement gérées conjointement avec les autres traces. Les principaux outils informatiques utilisés sont ABI, FileMaker®, ImageAccess et Excel. ABI est un système propriétaire développé par Rola sur mandat de plusieurs polices cantonales. Il s'agit de l'application métier de gestion de cas pour la police utilisé par la majorité des cantons alémaniques. C'est une banque de données Oracle qui comprend également un module « forensique » permettant d'ajouter des traces à un cas. Les semelles y sont codifiées selon la codification ISAS (Belsler, Ineichen et al. 1996). L'architecture du système est basée sur la résolution des cas individuellement et ne laisse que peu de possibilité de rechercher et d'établir des liens entre eux. C'est ainsi que dans certains cantons, la trace n'est pas (ou peu) utilisée afin de détecter des liens entre les cas mais principalement à des fins de résolution du cas particulier. D'autres services travaillant avec ABI utilisent donc, en parallèle, d'autres solutions telles qu'ImageAccess ou des tableaux Excel afin de gérer les images et les liens détectés. ImageAccess propose des solutions de gestion d'images de la prise de vue à l'archivage. Il est possible de codifier les images selon des mots clés définis par l'utilisateur et donc de codifier des semelles. Néanmoins cette solution n'a pas été créée spécifiquement pour une application dans un service de police scientifique et n'est, de fait, pas optimale pour une exploitation des traces de semelles. Les tableaux Excel présentent l'avantage d'être facilement créés et partagés, sans investir dans un programme supplémentaire. Mais ces solutions ne permettent que de représenter de façon statique les liens déjà détectés. La détection et la connaissance de ces liens reposent en général sur un petit groupe de spécialistes ayant en mémoire les informations précédemment récoltées. Cette façon de stocker l'information de manière fragmentaire, statique et concentrée permet bien de soutenir l'enquête à un niveau tactique et de manière ponctuelle, mais n'est que peu adaptée à une utilisation opérationnelle ou stratégique. A l'heure actuelle, Zurich a déployé son nouveau système d'information nommé POLIS et le fait encore évoluer. Il est encore trop tôt pour évaluer dans quelle mesure il est adapté à une gestion des liens en police scientifique. Le canton de Berne a également comme projet un nouveau système d'information qui se trouve encore en phase de développement.

Annexe 2 – Etat des lieux des outils de gestion de traces de semelles en Suisse

Canton	Banque de données de cas	Gestion des traces	Codification
AG	ABI	ImageAccess (Bilder)	-
AR	ABI	ImageAccess (Bilder)	-
BE	ABI	ABI / ImageAccess (Bilder)	ISAS
BL	ABI	ImageAccess (Bilder)	-
FR	Zephyr (Base FileMaker en depuis 2016)	FileMaker	Girod
GE	ABI	FileMaker	Girod
JU	FileMaker	FileMaker	Girod
LU	ABI	ABI	-
NE	FileMaker	FileMaker	Girod
SG	ABI	Excel	-
SZ	Plusieurs Tableaux Excel	Excel	-
TI	ABI	Excel, ImageAccess (Bilder)	
TG	ABI	Access (Turnout) / Karte	-
VD	FileMaker	FileMaker	Girod
ZG	ABI	ABI / ImageAccess (Bilder)	-
ZH	FATS/POLIS	Carte papier	ISAS

Tableau 5 : Résumé des solutions utilisées par certains services de police scientifique suisses pour la gestion des traces de semelles (Baylon, 2010)

En l'absence de solution adaptée aux besoins d'un service de police scientifique désirant détecter et exploiter les liens entre les traces de manière plus structurée, certains ont opté pour un développement à l'interne d'une solution FileMaker®. Il s'agit d'un programme de création de banque de données permettant une grande souplesse dans leur création. Contrairement à ABI, la création ou la modification de la structure des tables ou de l'interface utilisateur ne demandent que peu de connaissances spécifiques et peuvent être réalisées par le service lui-même, sans avoir besoin de passer par un partenaire externe. Ce sont principalement les services de Suisse romande qui ont développé des solutions de ce type. Cela leur permet d'avoir un outil spécifiquement adapté à la gestion des traces matérielles selon leurs besoins. Le tableau 5 ci-dessus a été établi par Baylon (2010)

et résume les solutions adoptées par une partie des cantons suisses. Nous constatons que certains cantons n'utilisent aucune codification dans leur gestion de traces.

Les cantons romands de Fribourg, Genève, du Jura, de Neuchâtel, Vaud et du Valais collectent ensemble près de 10'000 traces par année (voir chapitre 2.2). Individuellement, chaque canton collecte entre 600 et 2'200 traces de semelles par année et les stocke dans une banque de données informatique qu'il a lui-même développée. Ces six cantons ont tous utilisé la plateforme FileMaker® pour développer leur banque de données, mais chacun exploite sa propre solution sans qu'elles ne soient interconnectées. Si elles ont toutes été construites sur la base des travaux de Girod (1996; 2002) dans le but de pouvoir établir des relations entre traces et empreintes et entre traces, le seul dénominateur commun entre elles est la présence d'un fichier des traces relevées sur les lieux et d'un fichier des encrements prélevés sur des suspects. Le reste des caractéristiques de ces bases, soit la structure relationnelle, la codification, la classification, la gestion des liens et l'intégration des autres types de traces, est spécifique à chaque canton. Il semble qu'il y ait une corrélation entre de la complexité des outils et le nombre de traces collectées. Ainsi les cantons collectant le plus de traces possèdent des systèmes de codification plus discriminants et une architecture permettant une meilleure structuration de l'information, par comparaison à ceux qui en collectent moins. Une des banques de données possède une codification très simple basée sur 5 codes différents, les autres permettent une codification basée sur celle proposée par Girod (2002). Cette codification contient à l'origine 12 groupes et 42 sous-groupes permettant de décrire les formes du dessin général de la semelle. Cependant chaque canton a fait évoluer cette codification selon ses propres besoins, si bien qu'aucun de ces cantons n'utilise exactement la même. Une banque de données présente encore un niveau supérieur de codification sous la forme de corrélations. Il s'agit en l'occurrence de code permettant de décrire la présence conjointe de plusieurs types de formes sur une semelle. Une des solutions développée possède, en plus de la codification, une classification par motif. Cette classification regroupe au sein de chaque classe toutes les traces et références présentant le même motif. A titre d'illustration, la figure 63 expose les différentes représentations conceptuelles simplifiées des banques de données de semelles de ces cantons. Ceci nous montre que, malgré un but identique, les solutions techniques adoptées sont toutes différentes.

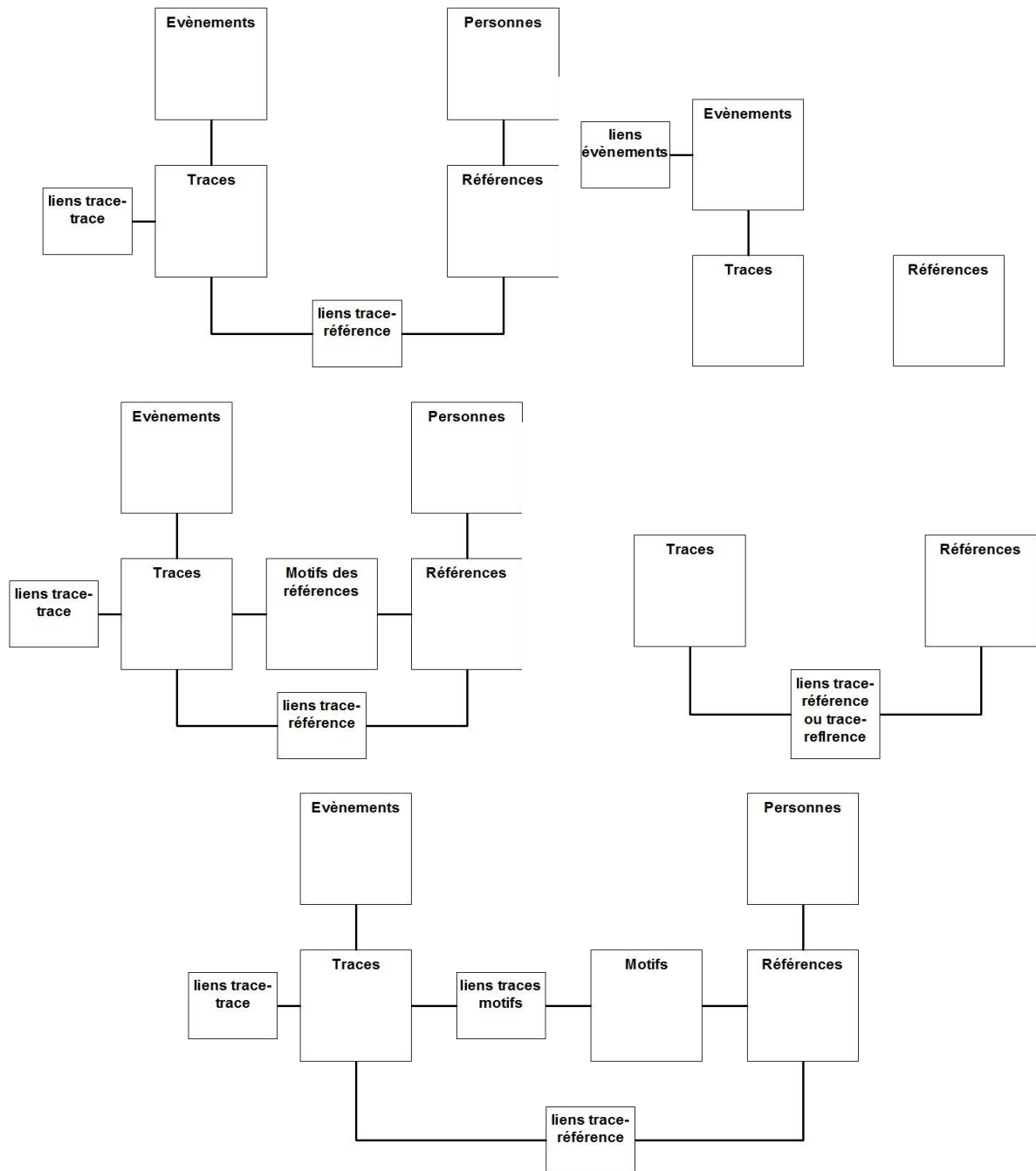


Figure 63: Exemples de représentations relationnelles simplifiées des banques de données de traces de semelles en Suisse romande

Nous observons également de grandes différences dans les modèles de gestion adoptés par chaque canton. Cette gestion peut être divisée en deux principaux volets : premièrement l’intégration, qui concerne l’acquisition, la codification et la classification de tout nouveau matériel entrant (trace ou empreinte) et deuxièmement l’exploitation, qui concerne la recherche de matériel similaire, la comparaison, l’évaluation et la communication des résultats. Le traitement de ces deux aspects peut être organisé de deux manières distinctes : centralisée ou distribuée. La centralisation d’une étape implique qu’elle est réalisée par un nombre restreint de personnes qui sont spécialisées. La

distribution, à l’opposé, implique que la plupart des membres d’un service peuvent effectuer ces tâches et les spécialistes ne font que superviser les processus. Parmi les services rencontrés, nous trouvons trois types d’organisations différentes. Une centralisation complète où l’acquisition et l’exploitation sont confiées uniquement à un groupe restreint de personnes spécialisées. Dans cette variante, les inspecteurs qui interviennent sur les lieux ne font que collecter les traces. Elle est à l’opposé de la distribution complète où les personnes qui collectent les traces sont également celles qui les exploitent (généralement avec une supervision des spécialistes semelle du service). A mi-chemin, nous trouvons également une variante intermédiaire où l’acquisition est distribuée mais l’exploitation est centralisée et effectuée seulement par les spécialistes. Nous pouvons ainsi observer que, parmi les six services de police scientifique pris en compte, deux ont adopté une gestion centralisée, un service une gestion intermédiaire et quatre fonctionnent de manière distribuée. Le choix du type de gestion semble en partie s’expliquer par la taille du service et le nombre d’interventions sur des cambriolages qu’il effectue. Les grands services tendent plutôt vers des solutions centralisées à l’inverse des services de plus petite taille.

Les chaussures de personnes mises en cause font l’objet de traitements similaires. Lorsqu’une personne suspectée d’avoir commis des cambriolages est contrôlée, ses chaussures sont, la plupart du temps, confrontées aux traces récoltées dans le canton afin d’établir d’éventuels liens. Nous avons observé que la principale différence entre ces cantons réside dans la sélectivité. Si certains cantons effectuent systématiquement des encre des chaussures contrôlées, d’autres effectuent un tri et n’encre que les chaussures qui paraissent les plus intéressantes (soit parce qu’une relation a été découverte soit parce que le propriétaire des chaussures a déjà été identifié comme un auteur prolifique) pour des questions de volume de travail.

Annexe 3 Réunion des spécialistes traces de semelles RBT

Partant du constat que certains phénomènes criminels (en particulier les infractions contre le patrimoine) ne s'arrêtent pas aux frontières cantonales, les chefs SIJ des cantons romands et de Berne ont soutenu la création d'une conférence des spécialistes traces de pas. Ainsi, depuis novembre 1991, les spécialistes en traces de semelles des cantons romands et de Berne se réunissent 5 fois par année afin de comparer les traces prélevées par chaque service et de relever des liens entre cantons. Ils ont été rejoints par les spécialistes tessinois courant 2000. Les buts originels de ces réunions ont été définis comme suit (Chefs SIJ des cantons romands et de Berne, 1991):

- Exploiter par la comparaison les traces de semelles relevées en Romandie et dans le canton de Berne et établir des correspondances ;
- comparer les traces relevées avec les chaussures de suspects arrêtés ;
- comparer par la même occasion les traces d'oreilles.

Dans les faits, chaque canton participant est représenté par ses spécialistes en traces de semelles qui vont passer en revue les traces des autres cantons en format papier, afin de trouver des rapprochements. Cette recherche est basée sur leur mémoire de leurs propres traces. Après la première année, le volet trace d'oreilles a été abandonné et il a été décidé que le matériel de référence ne serait plus comparé lors de la conférence mais que les services enverront aux autres cantons les standards encrés des personnes arrêtées et susceptibles d'avoir commis des délits dans d'autres cantons. Au cours de cette première année (5 réunions), ce sont 40 cas qui ont pu être regroupés en 11 relations⁵⁰ parmi les 7 cantons représentés. Ces résultats étaient alors présentés aux « conférences bisannuelles des cambriolages » réunissant des enquêteurs de ces cantons. Ces résultats étant considérés comme encourageant, les chefs SIJ ont suggéré aux chefs sûreté romands de pérenniser ces réunions (Schuwey, 1992). De manière intéressante, ils avaient également relevé que « *les traces de pas sont mieux recherchées sur les lieux par les inspecteurs SIJ depuis que la conférence a été mise sur pied. Une certaine motivation est ainsi apparue grâce à une meilleure organisation de*

⁵⁰ Lors de ces conférences, une relation est établie lorsqu'un groupe de cas présentent un ou plusieurs motifs similaires. Le type de cas, le modus, la cible, etc. sont parfois aussi pris en compte lors de l'établissement des relations.

l'exploitation. » Néanmoins cet échange de traces est relativement couteux en ressources et peu réactif.

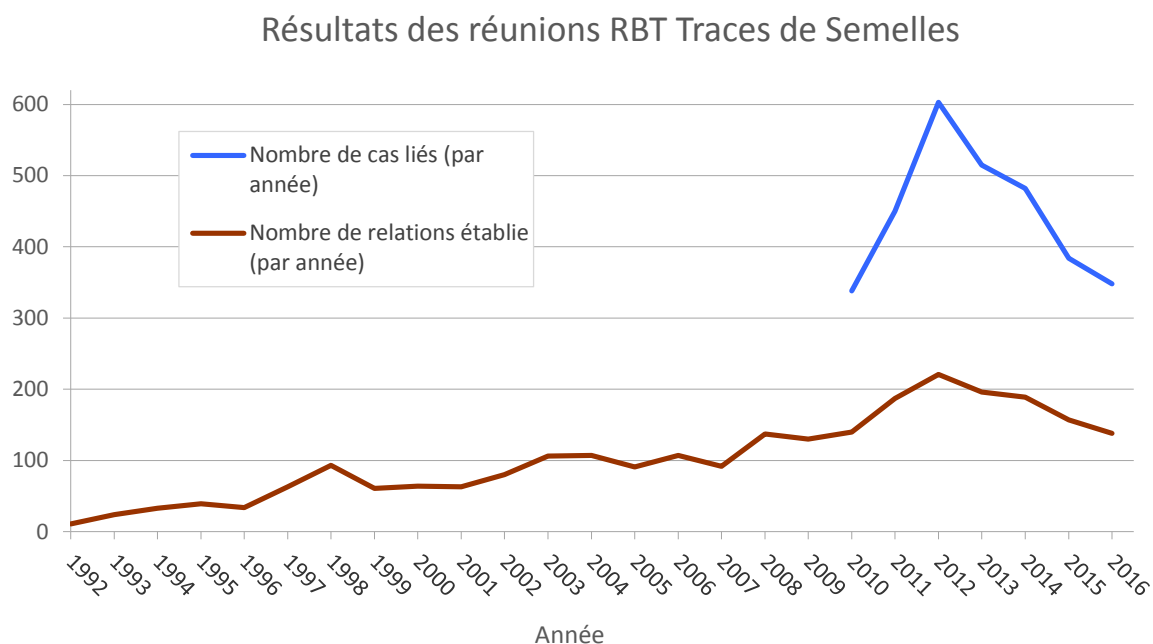


Figure 64: Nombres de cas liés et de relations établies lors des conférences des spécialistes traces de semelles RBT depuis 1992, en chiffres absolus. Les données des relations (liens) établis sont issues des procès-verbaux de ces réunions. Les données concernant le nombre de cas lié sont issues de PICAR et disponibles à partir de 2010. Ce nombre ne tient compte que des cas liés entre les cantons, sans les cas liés à l'intérieur des cantons.

Depuis 1991 et une centaine de réunions plus tard, la forme n'a pas changé, mais les chiffres ont changé d'ordre de grandeur. Entre 2012 et 2016, ce sont en moyenne 180 liens qui ont été détectés par année. L'évolution des nombres de relations et des cas liés sur la base des semelles est illustrée sur la figure 64. Le nombre de relations établies a augmenté de façon relativement linéaire jusqu'en années 2010 pour atteindre un pic en 2012 et redescendre ensuite. Cette tendance semble d'ailleurs suivre celle des chiffres de la criminalité en Suisse concernant les infractions contre le patrimoine (OFS, 2015; OFS, 2017). Concernant le nombre de cas liés, les données sont issues de PICAR et ne représentent que les cas liés de façon intercantonale et ne tiennent pas compte des liens réalisés à l'intérieur des cantons. La formule est aujourd'hui toujours la même avec une réunion tous les 2 à 3 mois. Ce mode de fonctionnement explique d'ailleurs le long délai nécessaire à la détection des liens inter-cantonaux observé par Rossy et al. (2013).

Les liens détectés entre les traces lors de ces rencontres sont ensuite intégrés dans PICAR sous la forme de liens entre les cas correspondants. Cependant l'inférence réalisée pour établir les liens n'a jamais été clairement explicitée. Les spécialistes comparent des traces à la recherche de « *correspondances* », selon les termes de la convention originelle, sans que la signification de celles-ci ne soit spécifiée. Hors dans la pratique, les usages sont multiples : pour certains la détection de similitude entre traces est relevée afin que l'on puisse effectuer ultérieurement des comparaisons avec les encrages si un suspect

venait à être arrêté dans un autre canton, alors que pour d'autres, elles ne constituent un lien que si elles sont suffisantes pour accepter l'hypothèse de source commune. Cette différence est fondamentale puisque selon le point de vue, l'observation de correspondance entre deux traces ne sera pas traitée de la même manière. Ainsi l'observation de deux traces présentant un motif très fréquent, accompagné d'autres similitudes et ayant été relevées sur des cas très particuliers et rapprochés dans le temps, sera considérée comme un lien dans le sens où on suppose une source commune. Alors que dans un but d'identification, le lien n'est pas relevé puisqu'il est basé sur un motif trop fréquent pour effectuer un envoi systématique de toutes les références correspondantes. A l'inverse, si deux traces présentant des motifs très rares mais avec des tailles différentes sont observées, la source commune est exclue alors qu'un lien pourrait être établi dans un but d'identification. Ainsi si un suspect était arrêté avec des chaussures montrant un motif similaire, ses encrages pourraient être transmis au canton correspondant. Si les deux manières de faire son défendables, elles ne devraient pas cohabiter. D'autant plus que les liens établis sont insérés dans PICAR dans le but de détecter des séries d'infraction commises par un même auteur. La détection de ces séries exploite différents type de données (Rossy et al., 2013), généralement dans un but de renseignement et d'investigation. Cette situation laisse donc un doute sur la signification des liens établis entre les cantons et démontre que l'exploitation systématique des traces de semelles nécessite une certaine formalisation du canevas d'inférence ainsi qu'une meilleure intégration dans les processus de renseignement qui l'entourent.

Annexe 4 Algorithmes de comparaison d'images et traces de semelles : revue de littérature

Avec les développements de l'informatique en matière de traitement d'image sont apparues les premières recherches sur la classification automatique des semelles. Parmi les premiers à avoir été publiés, les résultats sur la banque de données néerlandaise REBEZO (Geradts et Keijzer, 1996). Celle-ci est constituée de trois fichiers : références des marques et modèles, standards encrés des suspects et traces de semelles relevées sur les lieux. Seules les images de références sont utilisées pour les essais. Elles sont segmentées en différentes formes puis une combinaison de moments invariants et un réseau de neurones sont utilisés pour classifier le motif. Les auteurs décrivent les moments invariants comme potentiellement intéressants pour la classification automatique mais ne présentent pas de résultats chiffrés. Le développement a continué en collaboration avec la police néerlandaise en utilisant également des traces, mais il est vite apparu que les traces partielles posaient des problèmes insurmontables avec cette solution (Geradts, 2002). L'encodage des standards encrés fonctionne mais requiert une intervention de l'opérateur pour contrôler le résultat de la classification.

La théorie des fractales a également été testée (Bouridane et al., 2000) sur un échantillon de 145 images de références (standards encrés). L'algorithme décompose l'image en fractales par itérations ce qui permet d'éliminer des candidats après chaque répétition. Cette méthode semble fonctionner très bien en utilisant comme image de requête une image qui se trouve déjà dans la banque de données de références. Les tests effectués démontrent cependant une sérieuse influence de la rotation et de la translation sur les performances. En effet, après 8° d'inclinaison le taux de classification correcte est inférieur à 50%, de même avec 5 pixels de translation. Cette méthode ne semble pas avoir fait l'objet d'autre publication.

La transformée de Fourier a été utilisée pour décrire le motif d'une semelle sur une banque de données de 476 images de semelles regroupées en 140 motifs (de Chazal et al., 2005). C'est plus particulièrement la densité spectrale de puissance (PSD) qui est utilisée, c'est-à-dire le carré de la valeur absolue de la transformée de Fourier. La PSD présente l'avantage d'être insensible à la translation et une rotation de l'image est représentée par la même rotation de la PSD. Les images des PSD sont comparées en utilisant le coefficient de corrélation en deux dimensions et une liste des meilleures correspondances est dressée. Chacune des 476 images ont été soumises à une recherche dans la banque de données mais avait été auparavant retirée de celle-ci. 65% des images ont trouvé la bonne correspondance au premier rang et 87% dans les 5 premiers. Ces pourcentages tombent à 65% et 70% respectivement avec des empreintes partielles (moitié et quart). Cette approche montre un potentiel intéressant pour la classification du matériel de référence. En revanche elle n'est vraisemblablement pas directement applicable à des traces dans la mesure où elle semble être sensible

au bruit de fond des images. Une version locale de la transformée de Fourier appliquée à une segmentation des images et associée aux matrices de cooccurrences a été proposée par Jing et al. (2009) mais appliquée uniquement sur un petit échantillon de 30 chaussures. Ces travaux n'ont, semble-t-il pas été poursuivis. La PSD a été testée (Franke et Srihari, 2008) sur des traces avec de taux de reconnaissance de 98%. Cependant ce taux est basé sur images de requêtes qui sont en réalité des parties de traces présentes dans leur banque de données. Les auteurs évaluent également les moments de Zernike comme extracteurs de formes sur des traces. Un taux de réussite de 98% est avancé également, mais pour les formes extraites et pas sur les traces elles-mêmes. Les moments de Zernike présentent néanmoins l'avantage d'être invariant aux translations, rotations et grossissements. Cette méthode a également été utilisée par Gwo et Wei (2016) avec des performances relativement décevantes compte tenu qu'ils n'utilisent que des images binaire à partir de référence. Gueham et al. (2007) et Saigaa et al. (2009) ont utilisé la corrélation de phase de la transformée de Fourier (POC, pour Phase Only Correlation) sur des empreintes partielles auxquelles du bruit a été ajouté. Ils avancent des taux de succès de 100% mais, à nouveau, basé sur des requêtes qui proviennent des images de référence de leur banque de données. L'application de la transformée de Fourier a néanmoins montré de bon résultats sur les motifs constitués de structures périodiques, et cela même sur des images de traces prélevées sur des lieux d'infractions (Kortylewski et al., 2015).

Su et al. (2006) ont développé un algorithme pour mesurer la qualité des standards encrés basé sur une série de méthodes statistiques. Le but est d'évaluer la qualité avant de soumettre l'image à un système automatique d'extraction de caractéristiques. 31 chaussures ont été utilisées pour créer 150 images classifiées manuellement comme de bonne (41) ou de mauvaise (89) qualité, selon des critères comme l'entièreté et l'uniformité. Selon les résultats, leur algorithme classe les images de bonne ou de mauvaise qualité correctement à 92%, respectivement à 85%. Cependant, il n'a pas été testé avec des traces, et il n'y a pas d'indication quant à de futurs travaux dans ce sens.

Pavlou et Allinson (2006) ont utilisé le MSER (pour Maximally Stable Extremal Region) comme détecteur de caractéristiques et la SIFT (pour Scale-Invariant Feature Transform, ou transformation de caractéristiques visuelles invariantes à l'échelle) comme descripteur de ces caractéristiques. Le MSER est un algorithme de segmentation qui fonctionne bien sur des « régions homogènes avec des bords distincts ». C'est pourquoi, Pavlou et Allinson obtiennent de bons résultats sur des empreintes de références : la bonne correspondance est trouvée au 1^{er} rang dans 85% des cas et 88% dans les 6 premiers rangs, dans une banque de données de 368 motifs différents. Mais l'algorithme utilisé n'est vraisemblablement pas utilisable sur des traces étant donné les méthodes employées. Une étape intermédiaire a été ajoutée avant le matching (Pavlou et Allinson, 2009) afin d'effectuer un pré-tri. Ceci accélère la recherche mais donne des résultats similaires à la première étude. D'autres recherches ont également implémenté la SIFT avec des résultats du même ordre (Almaadeed et al., 2015; Dong, 2016; Wang et al., 2016).

Les moments invariants de Hu ont également été appliqués à une base de données de 500 références et donnent en apparence d'excellents résultats (AlGarni et Hamiane, 2008). Les moments de Hu ont en effet la propriété d'être invariants aux translations, rotations et changement d'échelle. AlGarni et Hamiane ont utilisé 500 références avec des motifs différents mais il semble que ce soit les mêmes images qui servent de références et de questions. Les taux de réussite vont de 98% à 100% en fonction de la résolution de l'image mais chutent drastiquement (jusqu'à 3.8%) lorsque du bruit est ajouté aux images. Une solution proposée pour diminuer le bruit de fond et améliorer le contraste des traces est l'utilisation des Champs Markoviens Conditionnels (ou CRF) (Ramakrishnan et al., 2008; Ramakrishnan et Srihari, 2008). 45 traces ont été créées pour évaluer cette méthode qui semble donner des résultats encourageant mais nécessiterait une évaluation avec du matériel réel contenant du bruit de fond de différentes natures.

Une analyse de la texture sous la forme d'un filtre de Gabor a été appliquée à une banque de données de 200 références (Patil et Kulkarni, 2009). Pour chaque référence, un enrôlement est fait en simulant des empreintes partielles. L'orientation des traces est normalisée par leur algorithme. Les traces utilisées ont été créées à partir d'encrages faits par les participants, avec différentes orientations et parfois incomplets. Du bruit gaussien et du bruit « sel poivre » ont été ajouté pour *simuler* des traces. Des taux de réussite de 100% sont avancés pour les 4 premiers rangs de leur *hit list* et les auteurs ont comparé leur algorithme à la PSD et il semble donner de meilleurs résultats. Cependant, les jeux de données utilisées comme traces ne sont que partiellement décrits et semblent assez éloignés des traces réelles. De plus les filtres de Gabor sont sensibles à la rotation et nécessitent une étape de prétraitement afin d'estimer l'orientation de la trace. Les filtres de Gabor associés aux moments de Zernike ont également testé, mais toujours sur des images de relativement bonne qualité et sur des échantillons de petite taille (Kong et al., 2014). Nous pouvons également citer l'emploi des histogrammes de la transformée de Radon sur des données similaire et avec des résultats comparables (Hasegawa et Tabbone, 2012) de même que de la représentation par Blocked-Sparse (Alizadeh et Kose, 2017).

Sur toutes ces méthodes de reconnaissance de traces de semelles, huit ont été comparées et appliquées sur les mêmes données par Luostarinen et Lehmissola (2014). Leurs travaux montrent qu'aucune des méthodes n'est réellement supérieure aux autres lors de l'application à de vraies traces prélevées sur les lieux. Mais il semble également que les performances de chaque méthode varient selon le type de morphologie des motifs présents sur les traces. C'est probablement pour cette raison que Wang et al. (2014; 2017) combinent plusieurs méthodes afin de pouvoir gérer la grande diversité de formes rencontrées. Ils obtiennent plus de 90% des bons candidats dans les 2 premiers pourcents de leur liste de référence en utilisant des images de traces.

Parmi les contributions importantes, mentionnons également celles d'une équipe italienne de l'université de Trieste. Premièrement parce qu'ils sont les premiers à utiliser du matériel réel

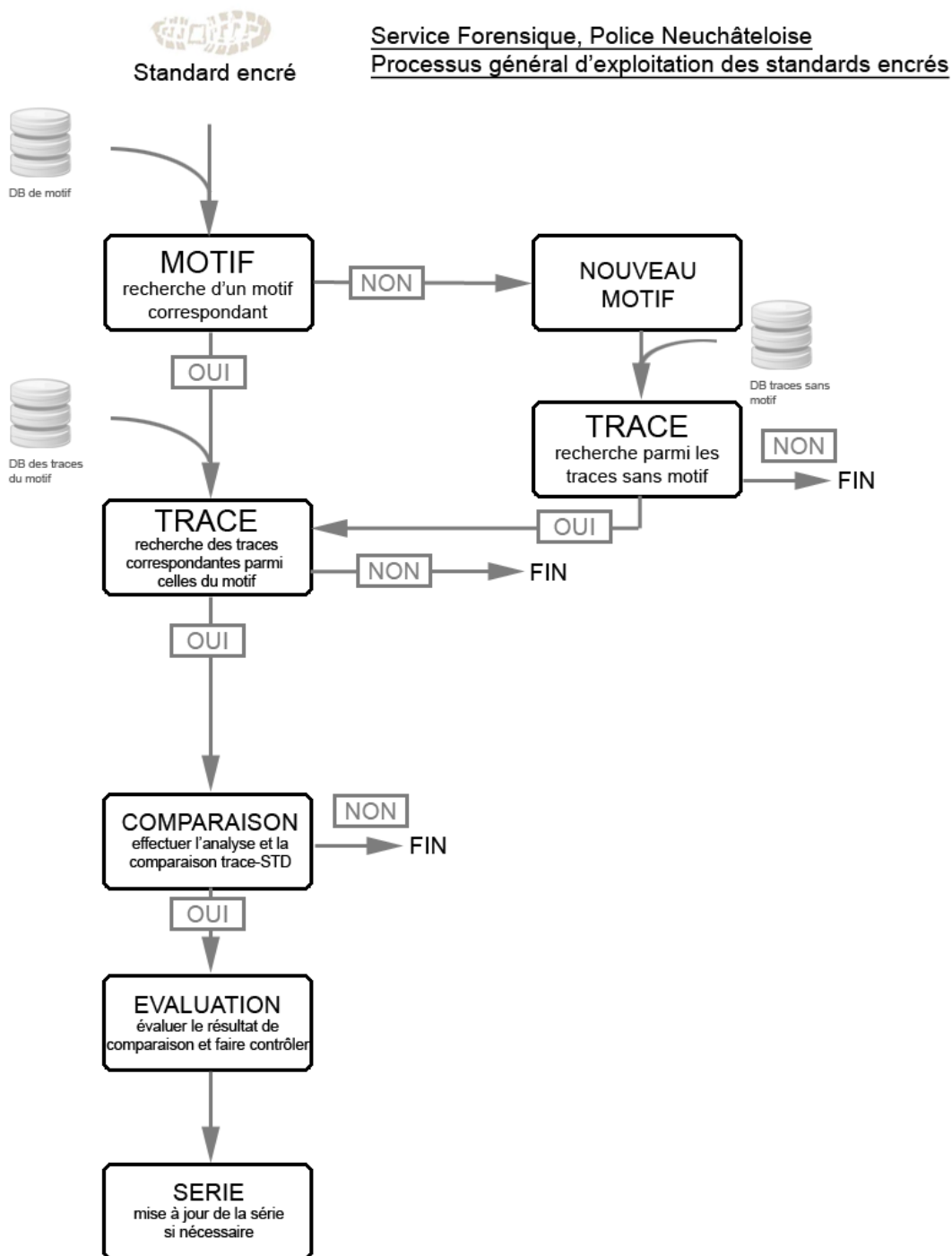
provenant de scène de crime, astucieusement repris du site Internet du « Mark Working Group » de l'ENFSI, et à démontrer que des traces « simulées » ne sont pas souhaitables pour évaluer des algorithmes de reconnaissance de semelles (Cervelli et al., 2009). En effet, leur utilisation surévalue très largement les performances de tels algorithmes. Ensuite, ils ont également évalué plusieurs des approches décrites dans les travaux précédents en les complétant avec leurs idées. C'est ainsi qu'ils arrivent aux meilleurs résultats avec une décomposition de l'image à l'aide d'une mesure de distance de Mahalanobis suivi d'un descripteur basé sur la DSP : 91% des 35 traces (réelles) sont classées dans les 6 premiers rangs (Dardi et al., 2009b; Dardi et al., 2009c).

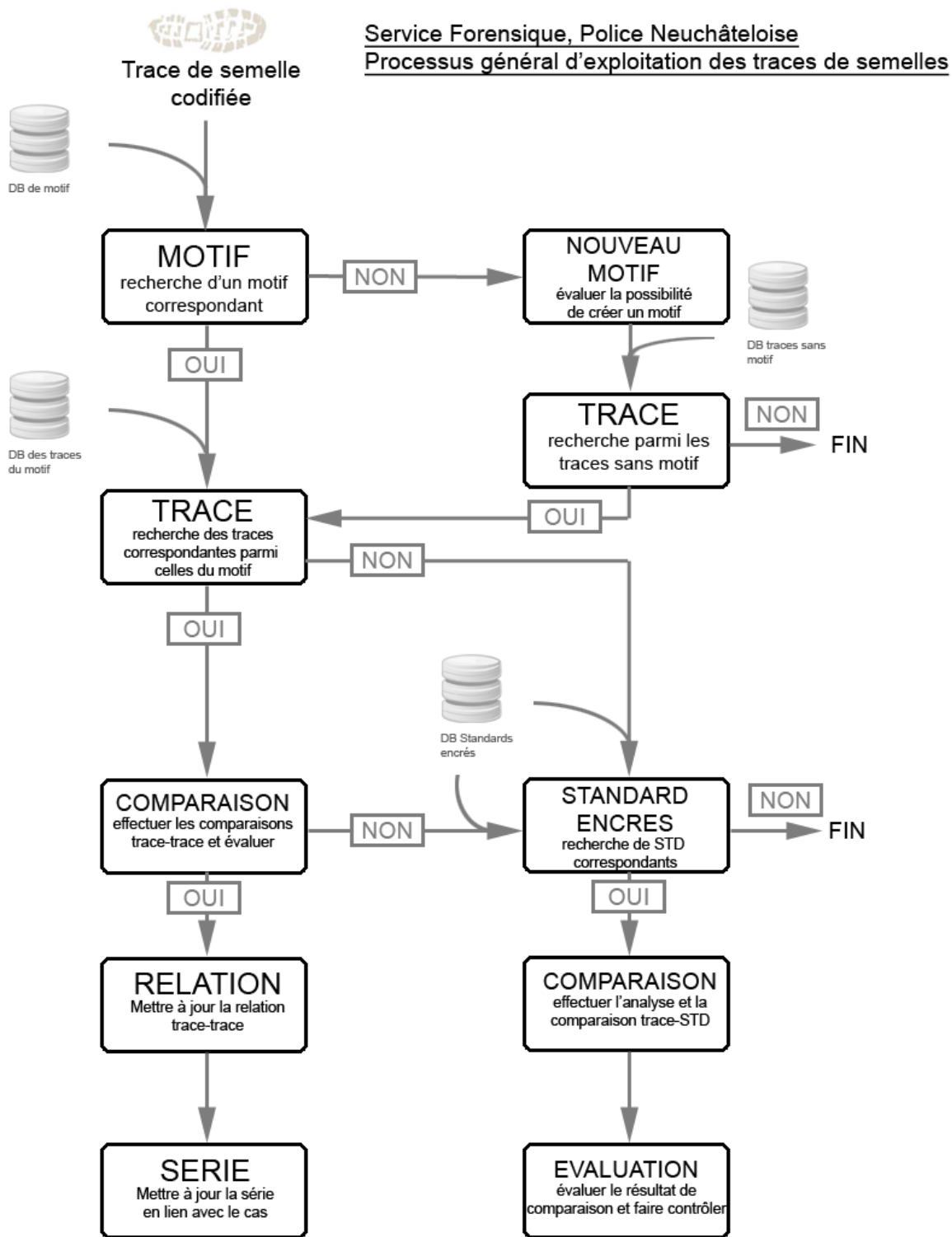
Une évaluation du programme FAST M4 a été effectuée à l'ESC (Hauser, 2014). Il s'agit d'un programme à l'état de prototype, réalisé en collaboration entre l'entreprise forensity ag et l'Université de Bâle. Son fonctionnement est basé sur les filtres de Gabor pour la détection de contours et les modèles de composition hiérarchique (Dai et al., 2014) pour la représentation de l'image. Mis à part le temps nécessaire à l'algorithme pour effectuer une transaction (2h à 4h), ses performances sur des images de références semblent bonnes. En revanche les performances s'effondrent lors de l'utilisation de traces prélevées sur les lieux. Un autre point faible de FAST M4 est que son objectif se situe à mi-chemin entre l'identification du motif (classification) et l'identification d'une chaussure (individualisation). Des essais préliminaires (voir chapitre 6 et l'annexe 6) avec ASTIS™, un autre prototype également été testé à l'ESC, ont montrés des résultats similaires (Becher, 2011; Rey, 2009).

Une multitude d'approches ont été appliquées à la problématique de la reconnaissance de traces de semelles. Pourtant cette problématique n'est généralement pas expressément définie et le but poursuivi par ces études (s'agit-il d'individualisation ou de classification ?) n'est généralement pas précisé. Nous pouvons également relever que la question du bénéfice supposé de l'automatisation dans la gestion des traces de semelles n'a jamais été abordée. Il n'existe en effet aucune comparaison entre les points forts et les points faibles d'un système dit « automatique » par rapport aux systèmes actuels dits « manuels ». Mais nous pouvons retirer deux conclusions principales de cette revue de littérature : premièrement l'extraction et la comparaison de caractéristiques à partir de vraies traces prélevées sur les lieux reste un défi et une phase de détection des éléments pertinents dans l'image, supervisée par un opérateur, semble nécessaire. Deuxièmement, l'utilisation d'une combinaison de méthodes basées sur caractéristiques morphologiques différentes paraît la plus prometteuse.

Annexe 5 Processus d'exploitation des semelles dans LIMS

Les schémas présentés ici représentent les processus suivis au Service Forensique de la police Neuchâteloise lors de l'insertion de nouveau matériel dans la banque de données LIMS et de la recherche d'éléments (trace ou empreinte) à comparer.





Annexe 6 Résultats de l'évaluation d'ASTIS™

Dans le cadre de ce travail, une première expérimentation d'un système automatique a pu avoir lieu grâce à une collaboration avec la société Semantic System AG, basée à Zurich. Celle-ci s'appelle aujourd'hui ai-one AG et son siège est situé en Californie⁵¹. La technologie qu'elle a développée est une forme d'intelligence artificielle dont les applications doivent permettre l'analyse et l'exploitation de grandes quantités de données dont la forme et la nature sont très variées. En 2008, cette société a pris contact avec l'Ecole des Sciences Criminelles afin de présenter l'application de leur technologie à la problématique des traces de semelles. Celle-ci se présente sous la forme d'un prototype nommé ASTIS™ (pour *Automatic Shoe Track Information System*) et dont le fonctionnement est présenté ci-après. L'évaluation de ce prototype a été intégrée au présent travail doctoral et dont une partie de celle-ci a été effectuée au cours de deux travaux de maîtrise universitaire par deux étudiants de l'ESC (Becher, 2011; Rey, 2009). Une partie des résultats mentionnés ici a également été présentée lors d'une conférence (Pasquier et al., 2010).

Fonctionnement d'ASTIS™

Nous précisons d'entrée que nous n'avons pas eu accès au code source du programme et que les informations que nous fournissons ici sont issues des communications de Semantic System AG. ASTIS™ est conçu en deux composants principaux fonctionnant sur la base d'une forme d'intelligence artificielle. Premièrement ASTIS™ *Encoder* réalise la détection et l'extraction des caractéristiques depuis une image de trace de semelle à travers plusieurs couches de réseaux de neurones. L'ensemble de ces couches est appelé *rétiline*. L'analyse est effectuée pixel par pixel et se base sur les 48 pixels environnants (zone de 7 par 7 pixels) afin de déterminer si le pixel d'intérêt fait partie du bord d'une forme ou non. Cette analyse faite pour l'ensemble de l'image, les pixels représentant des bords sont assemblés en segment et en arc de cercle. Puis une dernière couche réseaux de neurones élimine une partie des formes détectées afin de ne conserver que les plus pertinentes. L'encodage réalisé peut être visualisé et éventuellement corrigé par un opérateur. Les formes sélectionnées sont ensuite stockées dans un fichier texte avec leur type et leurs coordonnées. La figure 65 montre un exemple d'encodage réalisé.

⁵¹ Source : site Internet www.ai-one.com visité le 09.11.2016

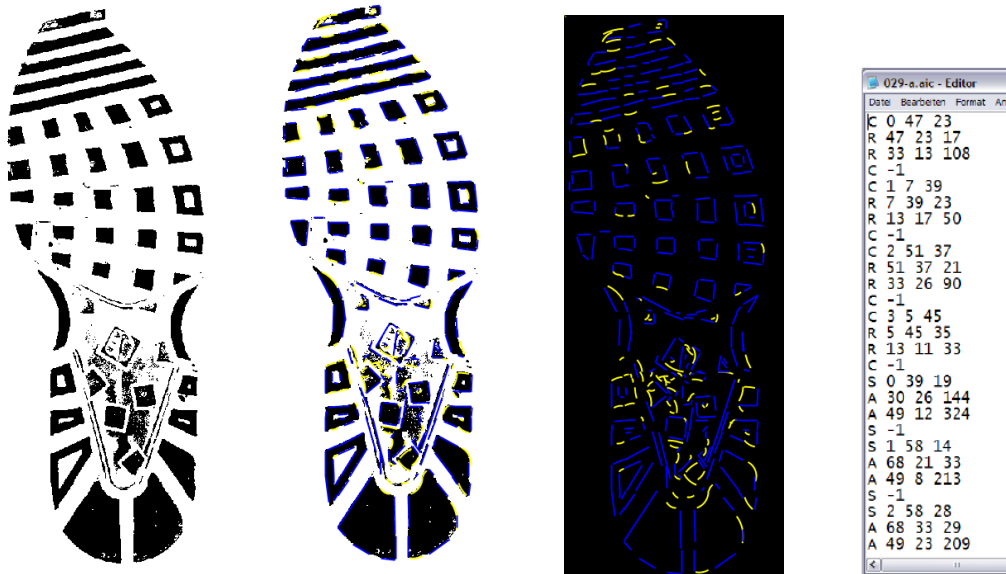


Figure 65: Exemple d'encodage réalisé avec ASTIS Encoder. Les segments détectés sont en bleus et les arcs de cercles en jaune. Les formes détectées sont stockées dans un fichier texte avec leurs coordonnées.

L'ensemble des images de questions et de références doivent être encodées de la même façon. La comparaison entre elles est faite dans la seconde partie du programme nommée *ASTIS™ Matcher*. Ce dernier prend l'ensemble des fichiers d'encodage des références afin de construire à nouveau une forme de réseau de neurones à travers lequel va être comparé l'encodage de l'image de question. Le résultat de cette comparaison est alors renvoyé sous la forme d'un classement des références, dont l'ordre est établi selon un score calculé par le *Matcher*. Une interface graphique permet de visualiser les résultats. Le processus complet du fonctionnement d'ASTIS™ est représenté à la figure 66.

Le fonctionnement d'ASTIS™ nécessite d'importante ressource de calcul et de mémoire vive, ce qui limite les possibilités d'applications. Premièrement, l'encodage d'une image de 530 par 200 pixels sur un ordinateur de bureau (processeur Intel® Core™ Duo 2.13 GHz) prend plus de deux heures. S'il y a bien la possibilité de répartir l'encodage d'une image sur plusieurs machines, ce facteur temps limite la possibilité de multiplier les tests. Deuxièmement, le *Matcher* fonctionne de telle manière qu'il doit charger simultanément dans la mémoire vive du système l'entièreté des références pour effectuer une comparaison. Cette contrainte nous a obligés à limiter la taille de banque de données à 200 références dans l'évaluation qui suit.

Lors de cette évaluation, nous avons cherché à déterminer dans quelle mesure ASTIS™ est capable de retrouver le motif correspondant à la trace de question ainsi que l'influence de la rotation, de la taille, de la translation et de traces partielles. Pour ce faire, nous avons utilisé des conditions idéales en utilisant uniquement des encreuses de chaussures comme références et comme traces de question. Une base de données de 200 encreuses de références a été construite à partir de données du service forensique de Neuchâtel et de la collection de chaussures de l'ESC. Toutes les références utilisées

possèdent des motifs différents. À partir de 50 des chaussures de l'ESC, un deuxième encrage a été réalisé afin de créer les images de questions.

Dans un deuxième temps, les capacités d'ASTIS™ à encoder et à retrouver le motif à partir de trace réelles a été évalué à partir de 76 traces de scène de lieux d'infraction collectée par le service forensique neuchâtelois.

Vu les limitations d'ASTIS™ en ce qui concerne la taille de la base de données de références, d'autres méthodes de matching ont été appliquées à partir de l'encodage réalisé grâce à ASTIS™ *Encoder*. Les résultats de ces différentes expériences sont décrits ci-après.

ASTIS

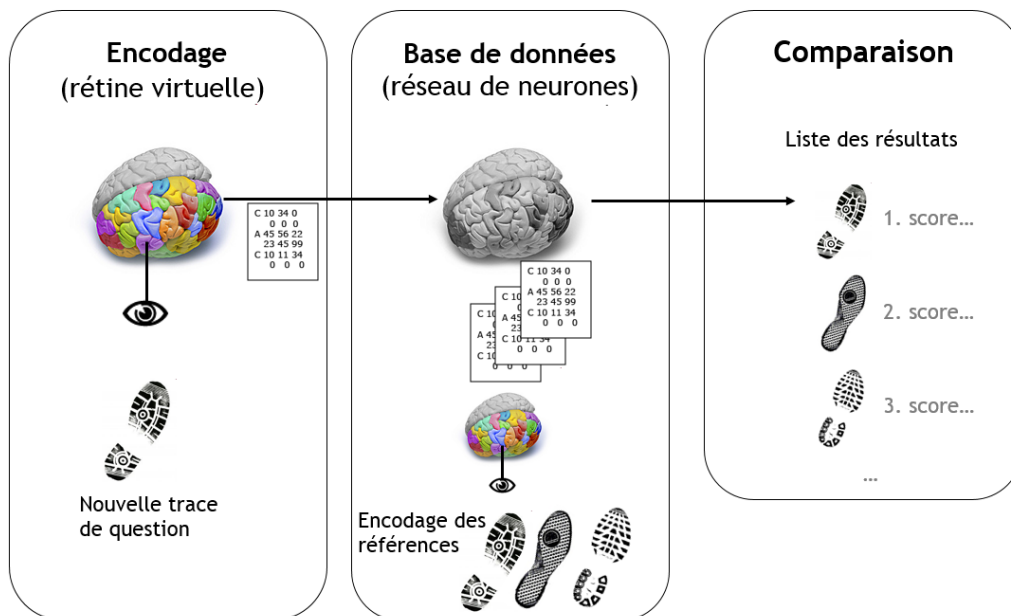


Figure 66: Schéma du fonctionnement du programme ASTIS™ fourni par Semantic System AG.

Evaluation d'ASTIS™ à partir d'encrages

Le but de cette expérience était d'évaluer la capacité d'ASTIS™ à retrouver le motif correct à partir d'une image de question. Afin de pouvoir évaluer l'impact de divers facteurs ultérieurement, nous avons choisi les conditions les plus faciles soit, l'utilisation uniquement d'encrages (et pas de traces), uniquement de chaussures droites et des images de question obtenues à partir de chaussures dont l'impression de référence se trouve déjà dans la base de données (l'image de question et l'image de référence de ces chaussures proviennent de deux standards encrés distincts issus de la même chaussure). Les résultats présentés dans cette partie ainsi que dans la partie suivante sont issus du travail de maîtrise de Rey (2009) supervisé dans le cadre du présent travail doctoral.

La première constatation faite concerne la reproductibilité de l'encodage des images. Il a été remarqué qu'une même image encodée à plusieurs reprises ne donnait pas nécessairement le même résultat. Les concepteurs ont été questionnés à ce sujet mais n'ont pas pu donner de raisons à cela. Néanmoins, après une vérification visuelle de l'encodage automatique des images de référence et de question, il est apparu que celui-ci était suffisant pour ne pas nécessiter de correction manuelle. Il a donc été décidé de poursuivre l'expérience en utilisant un encodage complètement automatique tant pour les référence que pour les images de question.

Le résultat de ce premier test est décrit par la figure 67. Ce résultat est plutôt satisfaisant puisque pour 70% des transactions, le bon candidat est obtenu en première place de la liste et dans 96% des cas dans les quatre premiers rangs. S'agissant de conditions idéales, on aurait pu s'attendre à un taux de réussite de 100% au premier rang, mais il est plausible que la variabilité de l'encodage joue un rôle dans ce résultat imparfait.

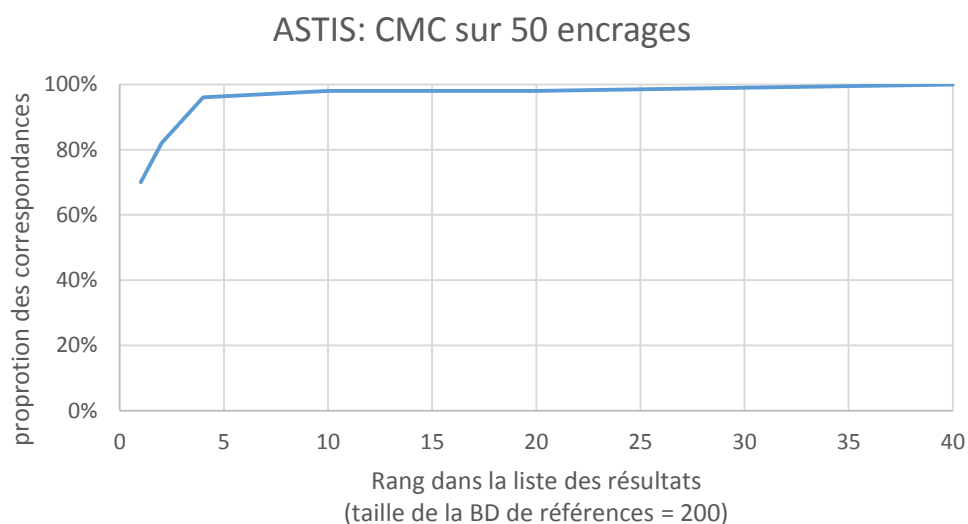


Figure 67: Résultats d'ASTIS sur la reconnaissance du motif de 50 encrages dans une base de données contenant 200 références tirés du travail de Rey (2009).

Ce résultat est relativement comparable aux résultats publiés d'autres systèmes testés dans des conditions similaires, soit en travaillant uniquement sur des impressions de référence comme requêtes (le nombre de requêtes et la taille des banques de données de références varient d'une étude à une autre et limitent les comparaisons). Par exemple Hannigan et al. rapporte un taux de 88% de classifications correctes dans les 25 premiers rangs (Hannigan et al., 2006) et Gueham et al. des taux entre 92 et 100% de classifications correctes au premier rang selon la méthodes utilisées (Gueham et al., 2008). Ces premiers résultats nous permettent d'obtenir une courbe de référence afin d'évaluer l'impact de différents paramètres quant à la position de la trace dans l'image ou son entièreté.

Influence de la rotation, de la position et de la taille de la trace et de traces partielles sur les performances d'ASTIS™

Nous avons ensuite évalué l'impact de quatre facteurs : la rotation de la trace dans l'image, sa position, son grossissement et finalement l'utilisation de traces partielles. Pour évaluer la rotation, quatre jeux de données ont été créés à partir des images de l'expérience précédente auxquelles on a appliqué des rotations de $\pm 10^\circ$ et $\pm 20^\circ$. Pour évaluer si la position de la trace dans l'image a une influence, 100 pixels blancs ont été ajoutés sur le bord gauche et sur le haut des images du premier jeu de données, simulant ainsi une translation de la trace dans l'image. Afin d'apprécier l'impact de la taille, chaque image du jeu d'origine a été agrandie de 10% et 20% et réduite de 10% et 20%. Et pour terminer deux jeux de traces partielles ont été constitués à partir des données d'origine. Le premier en supprimant le talon de l'image et le deuxième en ne conservant que la moitié de la plante coupée dans le sens vertical. Ces onze jeux de données créés ont ensuite été ré-encodés par ASTIS™ *Encoder* puis confrontés à la même base de données de références avec ASTIS™ *Matcher*.

La création de ces jeux de données vise à estimer la robustesse du système face à des facteurs que l'on rencontre majoritairement sur des traces provenant de scène de crime, mais parfois également sur des références. S'il est parfois possible de normaliser les données, ces facteurs ne sont pas nécessairement maîtrisables sur des données réelles. C'est pourquoi il est souhaitable qu'un système automatique montre une certaine tolérance vis-à-vis de ces facteurs.

Les essais effectués révèlent qu'ASTIS est fortement impacté par ces facteurs. La taille d'une trace de question joue un rôle important dans les performances comme le montre la figure 68. Si 70% des images originales trouvent le bon candidat à la première place, ce taux chute entre 46 et 60% avec des images dont le grossissement a été modifié de +/- 10% et entre 34 et 42% pour des images modifiées de +/- 20%. ASTIS™ associe donc plus facilement des images de même motif si elles ont la même taille. Ce résultat serait un avantage dans un système d'identification, c'est-à-dire si on demandait au système de retrouver la chaussure à l'origine de la trace. Par contre, il s'agit d'un désavantage dans un système de classification par motif puisqu'on demande au programme d'attribuer à la même classe toutes les traces montrant le même motif, indépendamment de leur taille. De plus il s'agit d'un facteur difficilement normalisable avec des données réelles où les traces sont souvent incomplètes. La figure 69 nous montre également que la position de la trace dans l'image a un impact important sur la performance d'ASTIS™. Une simple translation fait chuter le taux de reconnaissance.

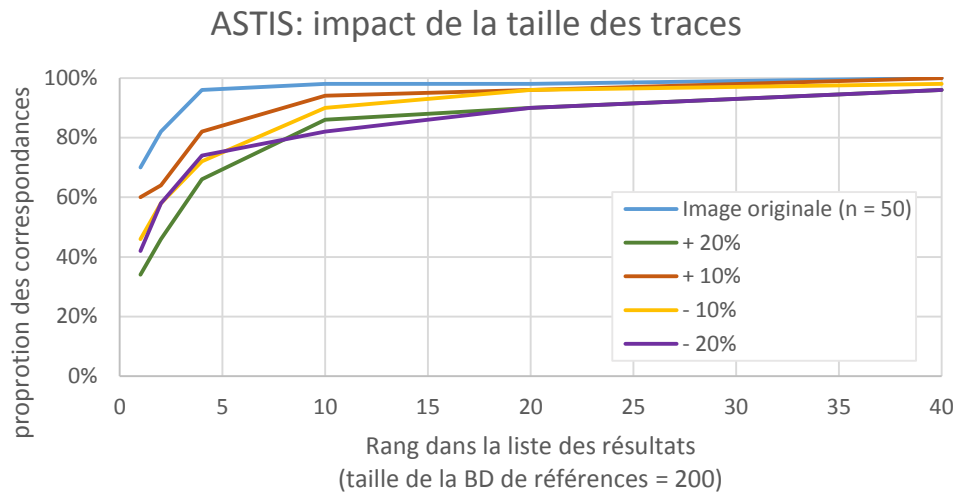


Figure 68: Résultats de l'influence de la taille des traces sur les performances d'ASTIS™ avec des images réduites, et respectivement agrandies, de 10% et 20%. Tirés du travail de Rey (2009)

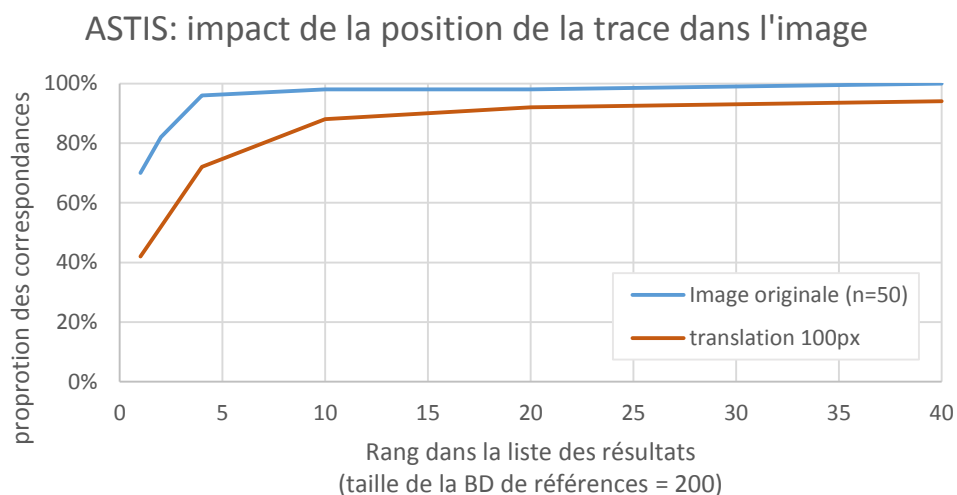


Figure 69: Résultats de l'influence de la translation de la trace dans l'image. Chaque image de question a été agrandie de 100 pixels sur le côté gauche et sur le haut. Tirés du travail de Rey (2009)

Similairement aux résultats précédents, ASTIS™ montre une sensibilité à la rotation de la trace dans l'image (Figure 70). Même avec des angles relativement faibles ($\pm 10^\circ$) les performances sont impactées de manière significative avec un taux de candidats au premier rang passant de 70% pour les images originales à 48% (+10°) à 56% (-10°). Il s'agit, là aussi, d'un facteur qui n'est pas nécessairement maîtrisable sur des traces provenant de scène de crime puisqu'une incertitude quant à l'orientation peut exister pour des traces incomplètes.

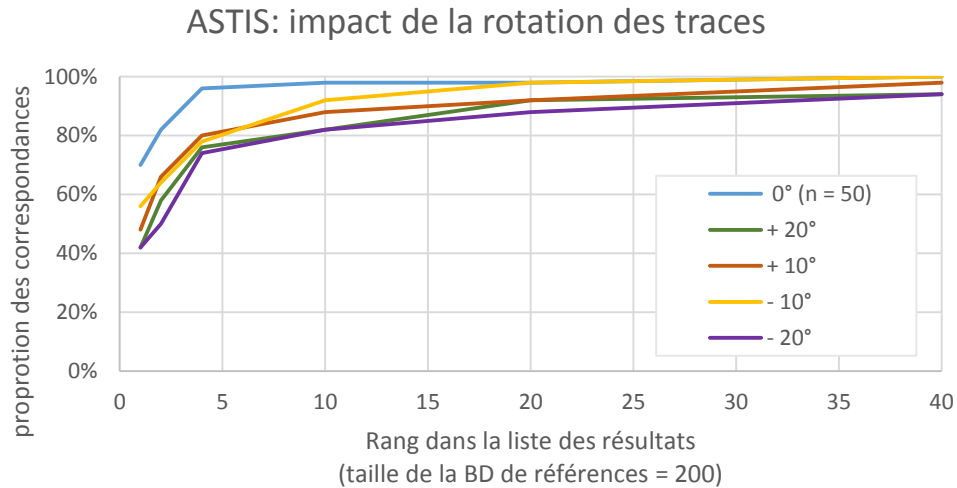


Figure 70: Résultats de l'influence de la rotation de la trace dans l'image avec des jeux de données modifiés à +/- 10° et +/- 20°. Tirés du travail de Rey (2009)

En revanche ASTIS™ est relativement robuste avec des traces montrant uniquement la plante. La figure 71 montre en effet une baisse assez faible des performances lorsque le talon a été effacé de l'image. Par contre, lorsqu'il ne reste que la moitié de la plante, la chute du taux de reconnaissance est alors beaucoup plus forte.

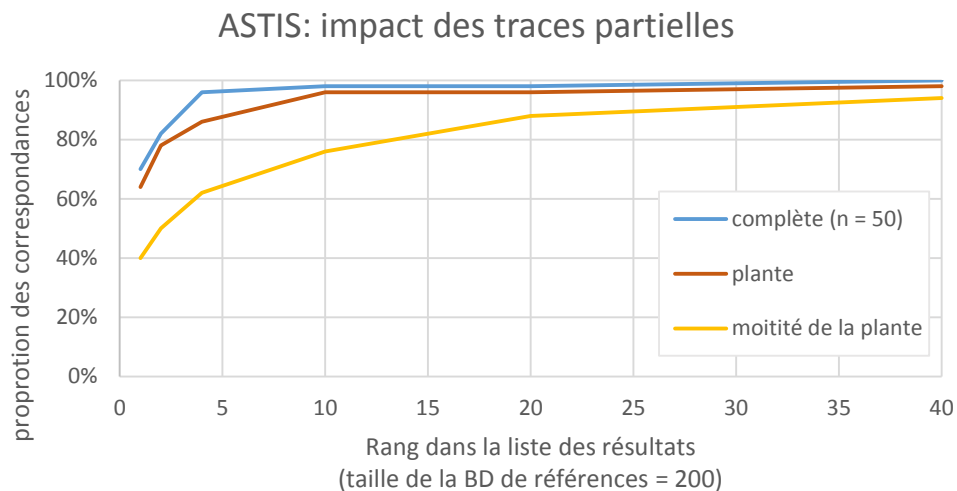


Figure 71: Résultats des performances sur des traces partielles. Le test a été effectué premièrement avec des images de la plante uniquement, puis avec des images montrant uniquement la moitié de la plante divisée dans la longueur. Tirés du travail de Rey (2009)

Pour la majorité de ces expériences, plus de 80% des résultats corrects se trouvent parmi les 10 premiers rangs, ce qui constitue, dans l'absolu, un résultat satisfaisant. Cependant, la taille de la base de données de références est relativement faible (200 références avec des images à 45dpi) comparées à ce que peut représenter une base de données opérationnelle (plusieurs milliers de références). De

plus, les conditions expérimentales sont favorables puisque les traces de questions sont des encrages de bonne qualité et que chaque facteur a été évalué séparément. L'impact de ces différents facteurs indique que le fonctionnement d'ASTIS™ est mal adapté à un outil de classification et que son application à des traces de scène de crime risque d'être beaucoup plus problématique. Dans ce genre de cas, il n'est pas nécessairement possible de normaliser parfaitement la taille, l'inclinaison ou encore la position de la trace dans l'image et on peut donc s'attendre à une baisse des performances significative.

Evaluation des performances d'ASTIS™ sur des traces de scène de crime

Pour ce test, des traces ont été extraites de la banque de données du service forensique de Neuchâtel. 76 traces ont été sélectionnées, avec comme seule contrainte que le motif de ces traces soit présent dans les références déjà encodées précédemment. Parmi ces traces, 38 proviennent d'une chaussure droite (comme les références), 21 d'une chaussure gauche et 17 sont trop partielles pour pouvoir déterminer si elles proviennent d'une chaussure gauche ou droite. Concernant la complétude des traces, 35 montrent plus de 75% de la semelle, 15 traces montrent entre 50% et 75%, 19 montrent entre 25% et 50% du profil et 7 montrent moins de 25%.

La première différence avec les tests précédents concerne l'encodage. Si l'encodage automatique réalisé par ASTIS™ sur des empreintes de références paraît satisfaisant, l'encodage des traces provenant de scène de crime est plus problématique. Le contraste plus faible et la présence de bruit de fond empêchent une détection satisfaisante de la trace. Après quelques essais, il a été décidé de corriger manuellement l'encodage de chaque trace. Cette étape peut être faite dans ASTIS™ à l'aide d'une interface graphique permettant de supprimer des éléments détectés ou d'en ajouter. Il s'agit d'une opération relativement fastidieuse pouvant prendre plusieurs minutes par trace. Cette correction manuelle n'avait pas pour but de rendre parfait l'encodage mais uniquement de supprimer les artefacts les plus évidents et d'ajouter les formes manquées les plus marquantes. La figure 72 donne un exemple de l'encodage automatique et de sa correction sur une trace.

Les 76 traces dont l'encodage a été manuellement corrigé ont donc été comparées avec la base de données de références. La figure 73 montre le résultat de ce test avec la courbe des résultats des références non modifiées de la section précédente. Les performances avec des traces provenant de scène de crime sont, comme on peut s'y attendre, très inférieures aux performances des références. On voit qu'il est nécessaire d'aller jusqu'au 20^{ème} rang (soit 10% de la base de données) pour trouver la moitié des résultats corrects.

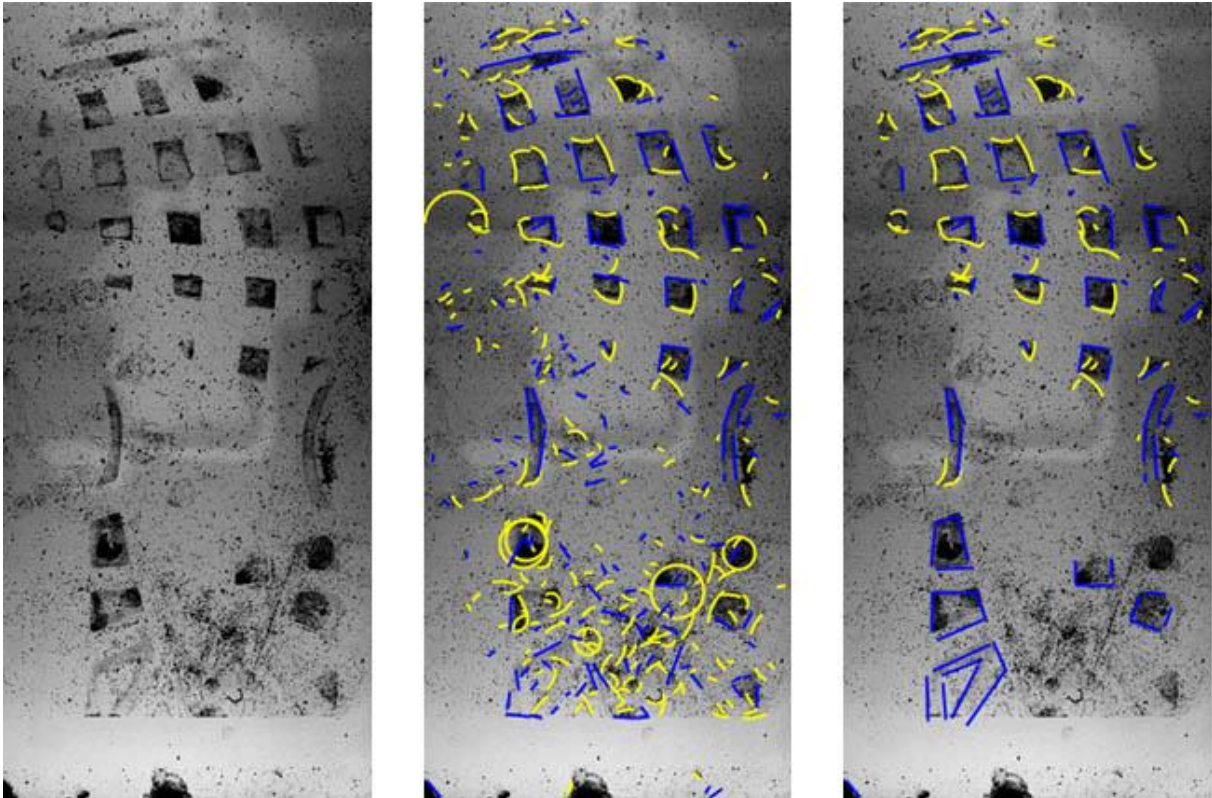


Figure 72: Exemple de trace encodée par ASTIS. A gauche: la trace brute. Au centre: la trace avec l'encodage automatique. A droite: encodage corrigé manuellement.

En observant les résultats de manière plus détaillée, il a été remarqué que la latéralité de la trace (selon qu'elle provient d'une chaussure gauche ou droite) joue un rôle important. Ainsi les traces que l'on peut identifier comme droites donnent un taux de reconnaissance de l'ordre de 10 à 15% supérieur aux traces gauches ou non identifiées. Cet effet pourrait être contré de deux manières. Soit en introduisant les références gauches et droites dans la banque de données, soit en effectuant une symétrie axiale sur les traces gauches.

Etonnamment, les traces les plus partielles ne donnent pas nécessairement les plus mauvais résultats et il est difficile d'observer une différence significative entre les traces très partielles et les traces plus complètes, contredisant ainsi les résultats obtenus à partir des références. Une explication pourrait tenir à la qualité des traces très partielles. Si ces traces très partielles ont été conservées et enregistrées puis classifiées dans un motif, c'est que la qualité de la trace sur la faible zone visible doit être suffisante. Cependant il n'est pas possible de vérifier cette hypothèse vu le faible nombre de traces présentes.

La comparaison des résultats obtenus à partir d'encrage et de ceux à partir de traces met en lumière la difficulté supplémentaire qu'implique l'exploitation de traces. Une constatation similaire avait déjà été faite par Cervelli et al. (2009) qui ont montré que les performances d'algorithme de classification

de trace de semelles sont très nettement supérieures en utilisant des encrages comme trace de question plutôt que des traces provenant de lieux investigués.

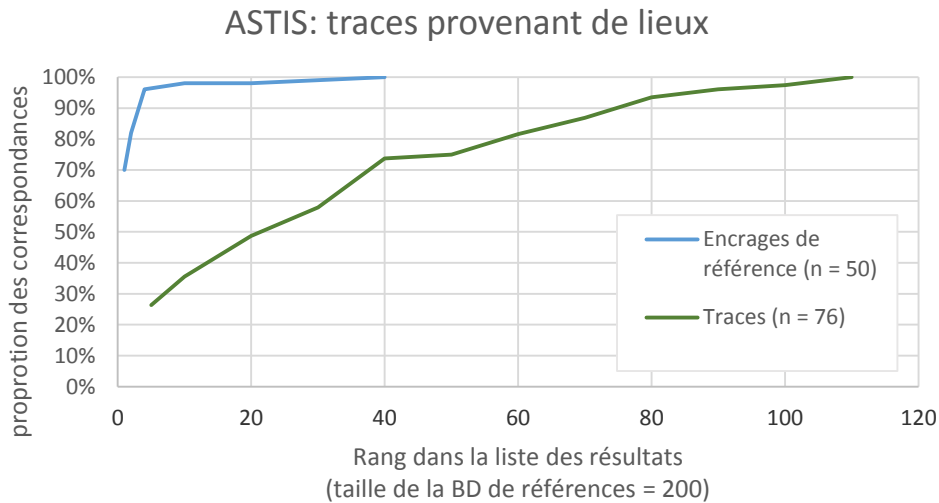


Figure 73: Résultat d'ASTIS avec 76 traces provenant de scènes de crime dont l'encodage a été corrigé manuellement. La courbe bleue indique le résultat du test avec les images d'encrages réalisés dans la partie précédente.

La détection et l'extraction des caractéristiques réalisées de manière entièrement automatique sur des traces des lieux par ASTIS™ Encoder nécessitent une correction manuelle qui prend en moyenne 10 minutes à effectuer (Becher, 2011). Dans l'interface utilisée, cette opération prend plus de temps à réaliser que l'étape de codification réalisée dans un outil utilisant une codification alphanumérique (le temps de codification et de classification dans une telle banque de données a été estimé à 6 minutes (Groupe de travail intercantonal de police judiciaire pour l'exploitation semi-automatique des traces de semelles, 2014)). L'effet de cette correction manuelle sur l'encodage des traces a été évalué sur un autre jeu de données (Becher, 2011) : sans correction, 67% des traces trouvent leur correspondance au-delà du 10^{ème} rang alors qu'avec une correction manuelle seuls 29% se situe au-delà du 10^{ème} rang.

La principale limite de cette expérimentation concerne la taille de la banque de données de références. La conception d'ASTIS™ Matcher étant telle qu'il n'était pas possible d'augmenter sa taille au-delà de 200 références avec un ordinateur équipé de 3.2Go de mémoire vive. Or une banque de données opérationnelles dans un service de police scientifique peut facilement compter plusieurs milliers de motifs différents. Et on peut supposer que les performances d'un système baissent avec l'augmentation du nombre de références enregistrées. Les concepteurs n'ayant pas trouvé de moyen de dépasser cette limite, il n'a pas été possible d'effectuer de test avec un nombre de référence plus élevé.

Evaluation d'autres métriques de comparaison à partir d'ASTIS™ *Encoder*

Deux autres métriques de comparaisons ont été évaluées et comparées à l'ASTIS™ *Matcher*, sur la base de l'encodage effectué par ASTIS™ *Encoder*. Ce dernier enregistre les segments et arcs de cercle détectés dans un fichier texte qui peut être réutilisé. A partir de ce fichier, il est possible de reconstruire l'image des formes détectées (le contour du motif) afin de l'exploiter à l'aide d'autres méthodes de comparaison. Les deux méthodes envisagées sont la corrélation de phase (POC) et la densité spectrale de puissance (PSD). Elles ont été choisies pour les résultats intéressants publiés et leur facilité de mise en œuvre. Elles sont toutes les deux basées sur la transformée de Fourier. La transformée de Fourier permet de passer d'une représentation spatiale de l'image vers une représentation fréquentielle de son contenu. Ce dernier n'est plus représenté en termes d'intensité lumineuse dans l'espace (valeur et coordonnées des pixels) mais en termes de phase et d'amplitude. Cette représentation est fréquemment utilisée dans le traitement d'image numérique et permet, notamment, de mettre en évidence des structures répétitives dans une image (Russ, 2011).

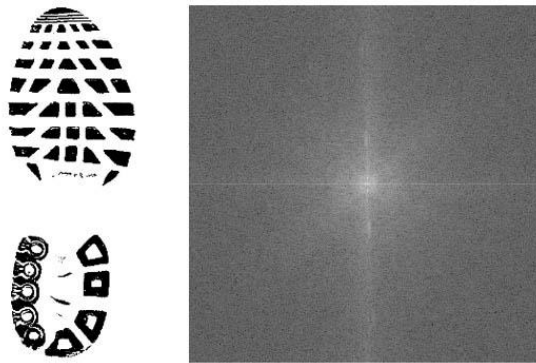


Figure 74: Exemple de l'image d'un encrage de semelle et de sa transformée de Fourier

La POC a été appliquée à la reconnaissance de trace de semelle par Gueham et al. (Gueham et al., 2007) ainsi que par Saigaa et al. (2009). A la base de cette méthode se trouve la démonstration que la phase est plus importante que l'amplitude dans la représentation des formes présentes dans l'image (Oppenheim et Lim, 1981). De plus l'utilisation de la phase seule pour comparer deux images est relativement robuste à la translation et au changement d'éclairage (Gueham et al., 2007; Takita et al., 2003). La corrélation entre deux images est donnée par les termes suivant : soit deux image $i_1(x,y)$ et $i_2(x,y)$ et dont les fonctions de spectre de phase sont respectivement $\varphi_1(u,v)$ et $\varphi_2(u,v)$ alors

$$G_{i_1 i_2}(u, v) = e^{j(\varphi_1(u,v) - \varphi_2(u,v))}$$

$G_{i_1 i_2}(u, v)$ est le spectre croisé des phases. On applique alors une transformée de Fourier inverse à ce spectre pour obtenir la fonction de corrélation $q_{i_1 i_2}(x, y)$ dans laquelle on va rechercher le maximum. Ce pic maximum constitue le score de la comparaison entre des images i_1 et i_2 (Gueham et al., 2007).

La PSD a été appliquée au domaine des traces de semelles par de Chazal et al. (2005) et Hannigan et al. (2006). La PSD a comme propriété d'être invariante aux translations et une rotation de l'image se traduit par la même rotation sur la PSD (Hannigan et al., 2006). Elle est obtenue en élevant au carré la valeur absolue de la transformée de Fourier d'une image : soit de deux images $i_1(x,y)$ et $i_2(x,y)$ et dont les transformées de Fourier respectives sont $F_1(u,v)$ et $F_2(u,v)$ alors

$$P_1(u, v) = |F_1(u, v)|^2 \text{ et } P_2(u, v) = |F_2(u, v)|^2$$

$P_1(u,v)$ et $P_2(u,v)$ sont les densités spectrales de puissance des deux images $i_1(x,y)$ et $i_2(x,y)$. La comparaison entre les deux images est réalisée au moyen d'une corrélation à deux dimensions dont le résultat constitue le score.

Pour tester ces méthodes, un nouveau jeu de données a été créé, toujours à partir des données du service forensique neuchâteloise. Précédemment la résolution des images avait été fixée à 45dpi. Ici la résolution a été fixée à 60dpi afin d'améliorer la qualité de la détection du motif. En revanche, la taille de la banque de données est limitée à 100 références (motifs distincts) pour pouvoir être chargée dans l'ASTIS™ *Matcher*. Le jeu de données de questions utilisé ici est constitué de 114 traces des lieux dont les motifs font partie des 100 références. La comparaison des trois méthodes de comparaison (POC, PSD et ASTIS™ *Matcher*) a été effectuée dans le cadre du travail de Becher (2011) et les résultats sont exposés ci-après.

L'encodage des traces réalisé avec ASTIS™ *Encoder* a été corrigé à trois reprises en affinant à chaque étape la détection des caractéristiques du motif. Puis chaque encodage a été comparé à aux références avec l'ASTIS™ *Matcher*. Il a été relevé que chaque correction améliorerait significativement les performances : le taux de candidats pour lesquels la bonne référence a été trouvée dans les 10 premiers rangs a passé de 71% à 80% pour la deuxième correction puis à 95% après la troisième correction. Cette correction manuelle augmente grandement les résultats mais prend en moyenne 10 minutes par trace pour être effectuée.

La POC et la PSD ont été appliquées comme métriques de comparaisons à l'encodage des traces réalisés précédemment. Ces deux méthodes sont invariantes à la translation mais pas à la rotation ni au grossissement. Chaque comparaison a été donc multipliée de manière à prendre en compte une rotation entre +/- 5° (par palier de 1°) et le grossissement entre +/- 10 % (par palier de 2%). Chaque image de question est donc comparée dans toutes ces conditions avec chaque référence et à chaque fois, le meilleur score est retenu. La prise en compte de ces facteurs augmente grandement les ressources nécessaires pour effectuer les comparaisons et donc le temps de calculs. Concernant la POC, une amélioration significative des performances a été observée. Sans tenir compte de la rotation la POC permet d'obtenir 60% des candidats dans les 10 premiers rangs. En faisant varier la rotation et le grossissement de l'image de question de manière à retenir le meilleur résultat, ce taux est augmenté

à 80%. Par contre les performances de la PSD ne sont pas améliorées par ces variations. Les résultats obtenus avec ASTIS™ Matcher, la POC avec variations et la PSD sont montrés à la figure 75.

En comparant les résultats de chaque trace pour la POC et la PSD, il est intéressant de relever que les deux méthodes sont complémentaires. Pour 80% des traces ayant obtenu le bon résultat au-delà du 10^{ème} rang avec la PSD ou la POC, l'autre méthode a réussi à l'obtenir dans les 10 premiers rangs. Cette observation semble indiquer qu'une seule métrique de comparaison pourrait ne pas être adéquate pour l'ensemble des traces. Les motifs des traces présentent une grande variabilité dans les formes qui les composent, allant de grosses structures géométriques à des structures aléatoires de type crêpe en passant par des répétitions périodiques d'éléments linéaires. Quelques exemples de cette variabilité sont illustrés à la figure 76. On peut supposer qu'un type de représentation des caractéristiques ne représente pas adéquatement tous les types de formes possibles et potentiellement présente sur des motifs. Les traces utilisées dans ce test ont été observées afin de déterminer si un type de forme (géométrique, périodique, etc.) donnait de meilleurs résultats avec l'une ou l'autre des méthodes mais aucune tendance n'a pu être tirée de ces données. Dardi et al. (2009c) ont également observés que ces deux méthodes sont complémentaires et obtiennent des résultats intéressants en les combinant mais sans analyser les données sur lesquelles l'une ou l'autre fonctionne le mieux.

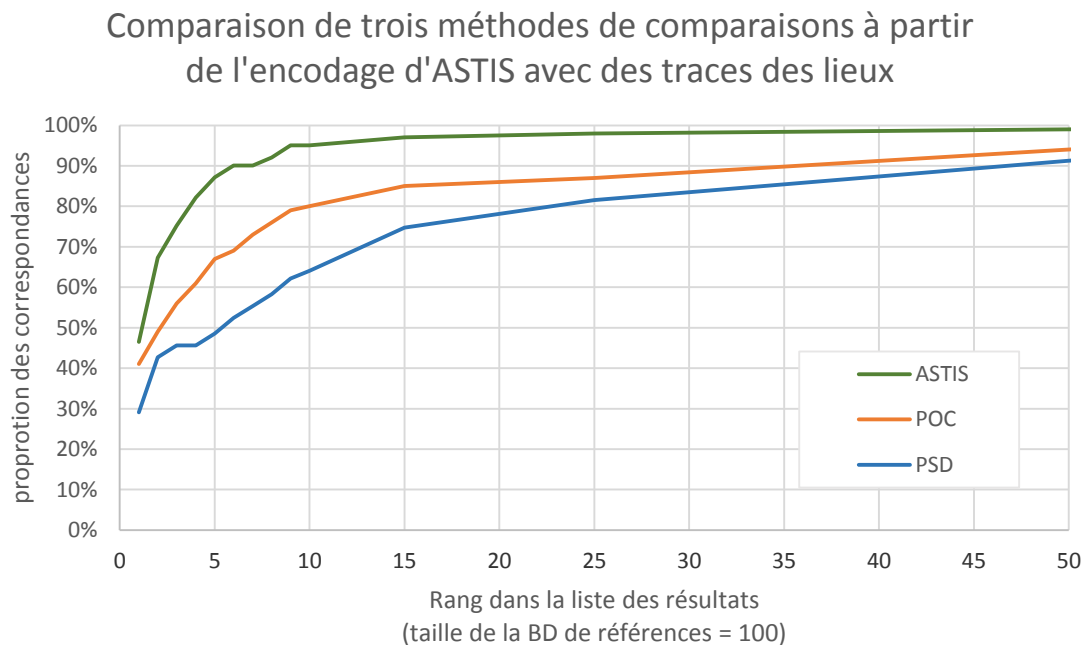


Figure 75: CMC des résultats de trois méthodes de comparaisons sur 114 traces et une banque de données de références de 100 motifs. Les métriques de comparaisons sont ASTIS Encoder, POC (avec variations de la rotation et du grossissement) et PSD. Tirés du travail de Becher (2011).



Figure 76: exemple de la multiplicité des formes composant les motifs des semelles

Outre la taille de la banque de données de référence, l'une des limitations des expériences menées ici se situe au niveau du temps nécessaire à leur réalisation. Les ressources nécessaires aux calculs effectués par l'ASTIS™ *Encoder* et *Matcher* sont extrêmement grandes et la réalisation de ces calculs prend un temps considérable. De même, la correction manuelle de l'encodage des traces est également très longue. ASTIS™ est, en l'état, un prototype qui aurait nécessité de grosses évolutions pour améliorer ces points mais la société ai-one ag n'a pas poursuivi les développements de celui-ci. Malgré ces limites, nous relevons deux points de ces essais :

- L'étape de détection des caractéristiques joue un rôle important sur les performances d'un système automatique. Cette étape peut être supervisée par l'utilisateur qui peut y apporter une correction manuelle. Actuellement, aucun système dit automatique n'effectue cette opération sans supervision pour l'exploitation des traces. Les tests menés ici ont montré que cette étape de correction manuelle peut être relativement longue à effectuer (de l'ordre de 10 minutes) afin d'obtenir un encodage satisfaisant sur les traces de scène de crime. Dans les outils actuellement employés dans les polices de Suisse romandes, le temps nécessaire à la codification alphanumérique et à la recherche de candidat a été estimée à 6 minutes. Le temps nécessaire uniquement à la codification n'a jamais été mesuré mais il est nécessairement inférieur aux 10 minutes requises dans ASTIS™. Or, si l'automatisation de l'exploitation des traces de semelles est supposée accélérer leur traitement, il est nécessaire d'améliorer cette étape.
- La complémentarité des résultats de la POC et de la PSD n'a pu être expliquée de manière concrète, mais cette observation est mise sur le compte de la diversité dans les données. La combinaison de plusieurs métriques est donc une solution que nous envisagerons dans les développements futurs.

Annexe 7 Résultats des différentes pondérations des scores SIFT et PSD

La figure ci-dessous montre les résultats de l'application de différentes formules de calcul du score final pour un même jeu de 101 traces utilisées au chapitre 7.2. Les formules appliquées sont données à la suite. Les scores des comparaisons des points-clés SIFT et de la corrélation des PSD pour chaque trace à l'origine de ces cinq courbes sont tous identiques. Seul change la façon dont le score final est appliqué et donc la performance du système.

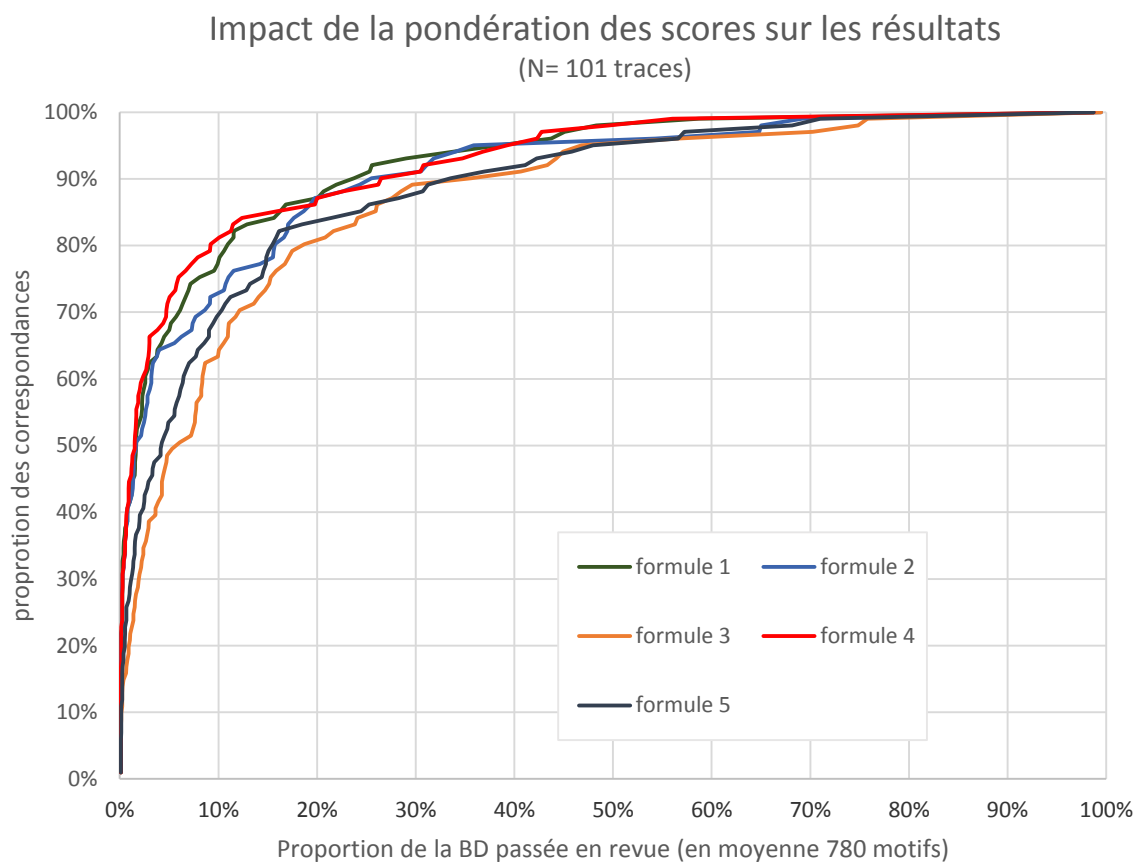


Figure 77: courbes CMC pour le même jeu de 101 traces pour lesquelles les scores SIFT et PSD ont été pondérés de 5 façons différentes.

Formule 1 :

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{20 * n}{p}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{p}{20 * n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{20 * n}{p} + \frac{p}{20 * n}\right) \frac{\Delta t}{\sqrt{\Delta t}} + 1}$$

Annexe 7 – Résultats des différentes pondérations des scores SIFT et PSD

Formule 2 :

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{n}{250}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{250}{n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{n}{250} + \frac{250}{n}\right) \sqrt[18]{\Delta t} + 1}$$

Formule 3 :

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{n}{250}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{250}{n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{n}{250} + \frac{250}{n}\right)}$$

Formule 4 :

$$Score_{final} = \frac{\left(\frac{20 * n}{p}\right) * score_{SIFT} + \left(\frac{p}{20 * n}\right) * score_{PSD}}{2 * \left(\frac{20 * n}{p} + \frac{p}{20 * n}\right) \sqrt[18]{\Delta t} + 1}$$

Formule 5 :

$$Score_{final} = \frac{score_{SIFT} + score_{PSD}}{2}$$

Score_{SIFT} = score de corrélation des points-clés SIFT

Score_{PSD} = score de corrélation des PSD polaire

n = nombre de points-clés SIFT détectés sur la trace

p = poids de la PSD polaire (nombre de pixel = 1 après seuillage)

Δt = nombre de jours passé entre la précédente observation du motif et le prélèvement de la trace