

MEMOIRE DE MAITRISE

EVALUATION DU SYSTEME DE PREDICTION DE CAMBRIOLAGES
RESIDENTIELS *PRECOBS*

EVALUATION DES VORHERSAGESYSTEMS FÜR WOHNUNGSEINBRÜCHE *PRECOBS*

ASSESSMENT OF THE PREDICTION SYSTEM FOR RESIDENTIAL BURGLARIES *PRECOBS*

Corinne Aebi

École des Sciences Criminelles
Université de Lausanne

Lage- und Analysezentrum
Kantonspolizei Aargau

Sous la direction de : **Professeur Quentin Rossy**

Sous la supervision de : **Manon Jendly**

Juin 2015

Résumé

Les théories de la criminologie environnementale relèvent l'existence de situations criminogènes ayant des tendances répétitives. Ces répétitions sont inscrites dans les données policières concernant les événements criminels sériels sous forme de patterns susceptibles d'être prédictibles. Les développements récents de l'analyse criminelle ont donné naissance au courant de *predictive policing* et à l'application de systèmes de prédiction de cette criminalité répétitive à des fins préventives, répressives et de gestion de ressources. Le logiciel *Precobs* (PRE Crime OBServation System) constitue un tel système et vise la prédiction de cambriolages résidentiels sur la base de *points chauds* et du phénomène de *near repeats*. En Suisse plusieurs corps de police, notamment ceux des cantons d'Argovie et de Bâle-Campagne, se servent de cet outil dans la lutte contre les cambriolages résidentiels. *Precobs* et ses impacts ont souvent été médiatisés, mais jusqu'à présent, aucune évaluation objective concernant sa qualité, son efficacité et son efficience n'a été effectuée. Ce travail consiste en une tentative d'une telle évaluation concernant principalement la qualité de *Precobs* dans les cantons d'Argovie et Bâle-Campagne. Selon cette évaluation, *Precobs* montre une nature aléatoire et la qualité des prédictions est discutable.

Mots clés: **predictive policing, analyse criminelle, criminalité sérielle, near repeats, prédiction, prévention, Precobs**

Zusammenfassung

Theorien der Umwelt-Kriminologie zeigen die Existenz von kriminogenen Situationen, welche eine Tendenz zur Wiederholung aufweisen. Diese Repetitionen sind in den Polizeidaten zur seriellen Kriminalität erkennbar und zeichnen Muster, die möglicherweise vorhersagbar sind. Jüngste Entwicklungen in der Kriminalanalyse führten zum *Predictive Policing* und zur Verwendung von Vorhersagesystemen zur Prävention und Repression der seriellen Kriminalität und zur Ressourcensteuerung. Die Software *Precobs* (PRE Crime OBServation System) ist ein solches System und dient, basierend auf *Hot-Spots* und dem *Near Repeats* Phänomen, der Vorhersage von Wohnungseinbrüchen. Seit Kurzem nutzen mehrere Polizeikräfte in der Schweiz, darunter jene der Kantone Aargau und Basel-Landschaft, dieses Werkzeug zur Einbruchsbekämpfung. In den Medien wurde vermehrt über *Precobs* und seine Wirkung berichtet, jedoch wurden seine Qualität, Wirksamkeit und Effizienz noch nie untersucht. Diese Arbeit besteht in dem Versuch einer Evaluation der Qualität von *Precobs* in den Kantonen Aargau und Basel-Landschaft. Die vorliegende Evaluation hat ergeben, dass *Precobs* eine zufällige Natur und eine fragliche Vorhersagequalität zeigt.

Schlüsselworte : **Predictive Policing, Kriminalanalyse, serielle Kriminalität, Near Repeats, Vorhersage, Prävention, Precobs**

Abstract

Environmental criminology theories stipulate the existence of criminogenic situations showing tendency to be repeated. These repetitions are recorded in police data on serial crime events and form patterns that may be predictable. Recent developments in crime analysis gave rise to the current of *predictive policing* including the use of prediction systems to prevent this repetitive crime and to improve resource management. The prediction system *Precobs* (PRE Crime OBServation System) is designed to predict residential burglary based on *hot spots* and the *near repeats* phenomenon. Recently several police forces in Switzerland, among these the cantonal police of Aargau and Basel-Landschaft, make use of this tool. Despite media reports about *Precobs* and its impact, its quality, effectiveness and efficiency have never been evaluated. This work attempts to provide an assessment of *Precobs*, with its main focus on quality in the cantons of Aargau and Basel-Landschaft. This evaluation's result is that *Precobs* shows a random nature and that the predictions' quality is debatable.

Key words: **Predictive Policing, Crime Analysis, Serial Crime, Near Repeats, Prediction, Prevention, Precobs,**

Table des matières

Résumé	I
Zusammenfassung	II
Abstract	III
1 Introduction	1
1.1 Contexte	1
1.2 Problématique et but du travail	3
2 Cadre théorique	4
2.1 Predictive policing.....	4
2.1.1 Définition	5
2.1.2 Les méthodes prédictives	6
2.1.3 Efficacité et limitations du predictive policing	7
2.2 Les fondements théoriques.....	9
2.2.1 La criminologie environnementale	9
2.3 Le phénomène de <i>near repeats</i>	12
2.3.1 L'approche situationnelle de prévention.....	14
2.4 <i>Precobs – PRE Crime Observation System</i>	15
2.4.1 Configurations du logiciel	15
2.4.2 Les followers et leur classification	16
2.4.3 Emploi de <i>Precobs</i>	17
3 Méthodologie	19
3.1 Limitations et étendue du travail	19
3.2 Objectifs et hypothèses.....	19
3.3 Les données	20
3.4 Les indicateurs.....	21
3.5 Les analyses.....	23
3.5.1 La qualité des prédictions de <i>Precobs</i> (H1)	23
3.5.2 L'évolution du taux de cambriolages (H2)	25
4 Résultats et discussion	26
4.1 La qualité des prédictions.....	26
4.2 L'évolution du taux de cambriolages	36
4.3 Limites et incertitudes	41
4.4 Le rôle de la trace matérielle dans le predictive policing.....	42
5 Conclusion	45
6 Remerciements	i
7 Bibliographie	ii
8 Annexe	vii
8.1 <i>Precobs</i> : les followers et leur classification	vii
8.2 Données analysées.....	ix
8.3 Résultats	x
8.3.1 La qualité des prédictions	x
8.3.2 Prédications refusées	xiv
8.3.3 L'évolution du taux de cambriolages	xv

1 Introduction

1.1 Contexte

La police dispose d'une quantité importante de données concernant les infractions enregistrées quotidiennement (Ratcliffe, 2008). Beaucoup de temps et d'efforts sont souvent alloués aux traitements statistiques de ces données qui permettent principalement aux autorités de se prononcer sur les tendances et changements de la criminalité (Ainsworth, 2013). Toutefois, des connaissances qui peuvent être utilisées proactivement au niveau opérationnel n'en sont que partiellement extraites. Au vu des circonstances actuelles, la police traditionnelle et réactive n'est plus adaptée pour faire face aux nouveaux défis. Un moyen permettant d'augmenter son efficacité dans la lutte contre la criminalité de masse est un enjeu de première importance. Ce constat a amené au développement du modèle policier dit *Intelligence-Led Policing* (ILP). Dans ce modèle, l'analyse criminelle joue un rôle crucial, car les connaissances véhiculées par cette dernière servent de base objective pour la prise de décision lorsqu'il est question de fixer des priorités et de distribuer des ressources (Ratcliffe, 2008).

Les avantages d'une approche proactive, notamment dans le domaine de la criminalité sérielle telle que les cambriolages, ne sont pas à négliger. À travers une analyse systématique et proactive des informations répertoriées quotidiennement, des patterns¹ dans l'activité criminelle peuvent être reconnus. Ces patterns permettent d'avoir une image détaillée de la structure de la situation actuelle de la criminalité et sont utiles pour expliquer, prédire et prévenir le crime (Ainsworth, 2013). Ainsi, ces connaissances guident la police dans le processus de prise de décision afin de lutter plus efficacement contre la criminalité, ce qui peut se traduire par le déploiement proactif de ressources contre les auteurs prolifiques (Ratcliffe, 2008).

Une approche proactive est possible car le crime est prédictible (Perry *et al.*, 2013) et n'est pas distribué aléatoirement dans le temps et l'espace (Boba-Santos, 2012 ; Brantingham et Brantingham, 2008). Il existe plusieurs théories criminologiques majeures telles que la *théorie d'activités de routine*, la *théorie du choix rationnel* et la *théorie des patterns de crime* qui soutiennent cette prédictibilité (Perry *et al.*, 2013). Les criminels suivent des patterns dans leur vie quotidienne. Ces derniers sont influencés par des caractéristiques temporelles et géographiques, comme le lieu de résidence d'un auteur (Boba-Santos, 2012 ; Brantingham et Brantingham, 2008 ; Perry *et al.*, 2013). Ils ont tendance à réitérer le même type de crime qu'ils ont réussi à commettre avec succès par le passé, et en général proche du même lieu ainsi qu'à la même

¹ De l'anglais : motif, trame, structure, schéma. Il s'agit d'un certain type de criminalité ou d'une situation particulière ayant tendance à se répéter. Pour plus d'informations se référer à : http://www.iaca.net/Publications/Whitepapers/iacawp_2011_01_crime_patterns.pdf (dernier accès le 21.05.2015) ou Clarke et Eck (2005).

heure (Perry *et al.*, 2013) avec des cibles qui leur sont déjà familières (Bernasco et Nieuwbeerta, 2005).

Ces tendances sont décrites par le phénomène de *near repeats* (répétitions proches) qui est présent dans les patterns des crimes sériels. En ce qui concerne les cambriolages, ce phénomène stipule que si une habitation donnée est cambriolée, les habitations à proximité sont soumises à une probabilité accrue de subir également un cambriolage dans un avenir proche (Bowers et Johnson, 2004 ; Johnson et Bowers, 2004a, 2004b ; Mohler *et al.*, 2011 ; Morgan, 2001 ; Townsley *et al.*, 2003).

Dans un tel contexte et sur cette base théorique, le modèle du *predictive policing* est né. Ce modèle consiste en l'application de techniques analytiques, plus particulièrement de méthodes statistiques quantitatives, visant à identifier des cibles potentielles de la criminalité afin d'orienter les interventions policières (Perry *et al.*, 2013) et d'améliorer l'efficacité du déploiement des ressources (Ainsworth, 2013). Des investigateurs expérimentés parviennent à analyser les tendances de la criminalité de manière relativement précise, mais lorsque l'incidence et la complexité des crimes augmentent, la possibilité de commettre des erreurs ainsi que le temps d'analyse augmentent (Chen *et al.*, 2004).

Ainsi, un intérêt accru pour des outils analytiques permettant d'opérer sur de larges sets de données de criminalité a récemment émergé dans l'analyse criminelle. De telles méthodes sont issues de domaines comme celui du *data mining* (Grossrieder *et al.*, 2013 ; Perry *et al.*, 2013) avec également l'apparition d'une notion spécifique, le *crime data mining* (Chen *et al.*, 2004). En augmentant l'efficacité et en réduisant les erreurs, ces techniques peuvent aider le travail policier, car elles permettent ainsi aux investigateurs de consacrer plus de temps à d'autres tâches (Chen *et al.*, 2004). Pour satisfaire ce besoin, des logiciels de prédiction, tels que *Blue CRUSH*², *PredPol*³, *KeyCrime*⁴ ou *Precobs*⁵, ont été développés. Les fournisseurs de *Precobs* le définissent comme un système de *near repeats prediction* permettant de réduire la complexité des données à analyser et développé à des fins de lutte contre les auteurs prolifiques et la criminalité de masse⁶.

² <http://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/32169.wss> (dernier accès le 20.04.2015)

³ <https://www.predpol.com/> (dernier accès le 20.04.2015)

⁴ Mastrobuoni (2014)

⁵ <http://www.ifmpt.de/> (dernier accès le 20.04.2015)

⁶ *Precobs-Schulung*, le 03.11.2014 à Aarau. Communication personnelle par Thomas Schweer, de l'*Institut für musterbasierte Prognosetechnik* (IfmPt).

1.2 Problématique et but du travail

En 2012, la Suisse présentait le nombre de cambriolages le plus élevé à l'échelle européenne pour chaque 100'000 habitants (Riklin, 2013). Au niveau cantonal, l'Argovie et Bâle-Campagne se trouvent face à une proportion importante de cambriolages et leurs polices mettent principalement l'accent sur la lutte contre ce type de crime. En 2014, il y a eu un cambriolage toutes les 3 heures et 36 minutes en Argovie (Kantonspolizei-Aargau, 2014). Selon Ribaux (2014), étant au centre de l'Europe, la Suisse est exposée à une criminalité mobile et internationale. L'*Office fédérale de la statistique* (OFS) montre que la proportion relative d'auteurs étrangers accusés non domiciliés en Suisse a augmenté alors que la proportion d'auteurs étrangers avec un domicile fixe en Suisse a diminué en 2011 puis est restée relativement constante.⁷ Par ailleurs, lorsqu'une partie non négligeable du nombre de cas de cambriolages est attribué à des cambrioleurs étrangers (*criminalité itinérante*), l'application de mesures sociales se révèle ne pas être efficace. Dans l'optique de cette problématique, des méthodes de prévention situationnelle de la criminalité prennent de plus en plus d'ampleur (Kempe *et al.*, 2011).

Le potentiel d'une approche proactive de l'analyse des informations a été reconnu par les polices cantonales d'Argovie et de Bâle-Campagne, qui en conséquence, ont décidé que l'acquisition du logiciel de prédiction Precobs, déjà employé dans la ville de Zürich, serait un soutien dans la lutte contre les cambriolages.

Selon la police de la ville de Zürich, le taux de cambriolage aurait diminué de 30% dans les zones surveillées avec Precobs et de 15% dans l'ensemble de la ville (Nackstrand, 2014). Néanmoins, des tendances de diminution de la criminalité ont également pu être observées par la police cantonale de Zürich qui n'emploie pas Precobs (Huber, 2015). De même, à Los Angeles où le logiciel PredPol est employé, le taux d'infractions aurait subi une diminution d'environ une dizaine de pour cent. Néanmoins, il n'est pas trivial d'imputer ces diminutions uniquement à l'emploi de tels logiciels (Nackstrand, 2014). De plus, il n'est pas sûr que ce qui semble fonctionner dans des milieux urbains soit transposable à des structures démographiques plutôt rurales (Schmidt-Wyk, 2014). Jusqu'à présent il manque une évaluation scientifique (Nackstrand, 2014).

La première partie de ce travail traitera des principes du predictive policing et de ses racines criminologiques. Dans la seconde partie, le système de prédiction Precobs sera analysé pendant sa phase pilote au sein des polices cantonales d'Argovie et de Bâle-Campagne. Une évaluation de la qualité des prédictions et de l'évolution du taux de cambriolages résidentiels depuis l'implémentation de Precobs sera réalisée.

⁷ <https://www.pxweb.bfs.admin.ch/> (dernier accès le 27.05.2015)

2 Cadre théorique

2.1 Predictive policing

Depuis plusieurs années, la police se préoccupe de la nature et l'étendue de la criminalité future (Gluba, 2014). Dans les organisations policières, l'étendue de la criminalité a traditionnellement été illustrée manuellement, notamment en reportant les cas sur une carte à l'aide de punaises. Depuis les années 1990s, cette tâche a été automatisée par des *systèmes d'information géographiques* (SIG) (Shahidullah, 2012). Cette préoccupation a récemment fait émerger dans le domaine de l'analyse criminelle, un intérêt accru pour des outils analytiques opérant sur de larges sets de données afin de prédire la criminalité (Perry *et al.*, 2013).

Sur la base d'une solution SIG et le programme statistique SPSS, la compagnie IBM a développé le logiciel *Blue CRUSH*⁸ en 2006, permettant de fournir des informations concernant l'occurrence de la criminalité future (Klausnitzer, 2013). En 2008, le logiciel *PredPol*⁹ (Mohler, 2014 ; Mohler *et al.*, 2011) a été développé en Californie, indépendamment de Blue CRUSH. Ce développement résulte de l'étude de l'application d'algorithmes de prédiction de répliques sismiques pour le pronostic de la criminalité (Gluba, 2014). Depuis le développement de ces logiciels, l'intérêt commercial, scientifique et public s'est accru et le nombre de fournisseurs de telles solutions a augmenté de concert avec la diversification des types de phénomènes criminels «prédits» (Perry *et al.*, 2013).

Selon un sondage publié en 2013, 70% des institutions policières des États-Unis suivent le predictive policing comme forme de policing, et 90% ont indiqué vouloir implémenter des méthodes du predictive policing jusqu'en 2016 (Hess *et al.*, 2013). Dans d'autres États, dont la Grande-Bretagne, l'Afrique du Sud, l'Italie et l'Australie, cette forme de policing joue également un rôle de plus en plus important (Gluba, 2014). Plus récemment, trois cantons suisses et plusieurs *Bundesländer* en Allemagne ont emprunté cette voie avec l'acquisition du logiciel *Precobs* (PRE Crime OBServation System) développé par l'*Institut für musterbasierte Prognose-technik* (IfmPt).

Cependant, le predictive policing n'est pas quelque chose de nouveau. L'innovation réside dans l'essor des technologies permettant ainsi à la police de disposer de méthodes plus sophistiquées (Nix, 2015).

⁸ CRUSH est une abréviation pour *Criminal Reduction Using Statistical History*. Pour plus d'informations concernant Blue CHRUSH se référer à : <http://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/32169.wss> à (dernier accès le 20.04.2015)

⁹ PredPol vient de PREDictive POLicing. Pour plus d'informations concernant PredPol se référer à : <https://www.predpol.com/> (dernier accès le 20.04.2015)

2.1.1 Définition

Le *policing*, en français *actions de police*, contient des fonctions d'activité pour sécuriser un ensemble des personnes et des biens. Quatre fonctions sont remplies dans la plupart des organisations de police, à savoir le renseignement, la prévention, la répression et la gestion des situations de crise (Cusson *et al.*, 2008). Le *predictive policing* est la consultation et l'analyse de données provenant de sources différentes, ainsi que l'application de techniques analytiques, principalement quantitatives. L'objectif est de prévenir, d'anticiper et d'empêcher de futures infractions ainsi que de cibler les interventions policières sur la base de prédictions statistiques (Pearsall, 2010 ; Perry *et al.*, 2013). Ces dernières permettent d'inférer des tendances criminelles futures avec des probabilités (Brücher, 2013). Ainsi, le but de cette forme de *policing* est de mettre l'accent sur la prévention, en intervenant dans l'environnement dans lequel les événements ont lieu, de développer des stratégies pour pouvoir agir proactivement et de gérer les ressources à disposition (Perry *et al.*, 2013).

Selon Perry *et al.* (2013) le *predictive policing* est un processus systématique et systémique destiné à collecter et analyser des données, ainsi qu'à utiliser et diffuser les informations qui en sont tirées. Ces auteurs appellent ce processus *comprehensive business process* (cf. Figure 1), dont les méthodes analytiques sont un outil pouvant gérer une large quantité de données. Ce processus est adopté en combinaison avec d'autres méthodes de *policing*. Ce dernier comporte plusieurs étapes formant un continuum :

- 1) *Data collection* et *Data Fusion* : collection, gestion et combinaison de données de sources différentes qui doivent être complètes, précises et mises à jour en temps réel.
- 2) *Analyse* : analyse des données pour découvrir des tendances, des patterns
- 3) *Police operation* : une intervention policière a lieu, et pour que cette dernière soit efficace, des informations et renseignements sont nécessaires.
- 4) *Criminal response* : certains criminels peuvent s'adapter et se diversifier, d'autres sont arrêtés. De tels changements se traduisent dans les données et doivent être reconnus et pris en compte, pour garantir des prédictions sur la base d'informations actuelles.



Figure 1 *Comprehensive Business Process* de Perry *et al.* (2013)

Ce processus est comparable au cycle de renseignement qui est promu dans le cadre de l'ILP. Ledit cycle consiste en la formulation et l'expression de besoins, ainsi qu'en la collecte et l'analyse de données pour finalement en tirer des informations et connaissances permettant de répondre à ces besoins, le renseignement. Ensuite, ce dernier est diffusé et provoque une réaction changeant éventuellement les besoins et le cycle est repris (Ratcliffe, 2012).

2.1.2 Les méthodes prédictives

La prédiction de futurs incidents criminels – soit d'un point de vue tactique (concernant le prochain incident), soit stratégique (prédiction à long terme) – implique l'examen de données d'incidents criminels passés, en utilisant un éventail de méthodes pour identifier en général des patterns (Grover *et al.*, 2007 ; Perry *et al.*, 2013). L'axe d'analyse de ces méthodes prédictives peut différer. Il y a des méthodes qui prédisent les lieux d'infractions, les auteurs, les identités des criminels potentiels ou encore les victimes d'infractions (Perry *et al.*, 2013). Les méthodes plus récentes mettent l'accent sur les lieux – les points chauds – des infractions, et plus guère sur les criminels eux-mêmes (Hess et Orthmann, 2009). Appliqué avec discernement, ce changement de perspective permet une augmentation de l'efficacité du travail policier moderne (Weisburd *et al.*, 2010).

Il y a plusieurs classifications distinguant ces méthodes (Groff et La Vigne, 2002 ; Grover *et al.*, 2007 ; Mohler *et al.*, 2011 ; Perry *et al.*, 2013) dont seule la taxonomie des méthodes de Perry *et al.* (2013) est traitée dans le cadre de ce travail. Ces auteurs ont défini six catégories analytiques :

- | | |
|---|--|
| 1) analyse de points chauds ¹⁰ | 4) méthodes de <i>near repeats</i> |
| 2) méthodes de régression | 5) analyse spatio-temporelle |
| 3) méthodes de <i>data mining</i> | 6) analyse de terrain à risque ¹¹ |

Bien que les différentes méthodes n'aient pas un niveau de complexité équivalent, elles visent toutes à prédire d'une manière ou d'une autre le lieu et le moment de commission d'un futur incident criminel en se basant sur des infractions passées (Perry *et al.*, 2013).

En ce qui concerne Precobs, des données d'incidents criminels passés sont utilisées pour sa configuration. Il cherche à prédire des cambriolages résidentiels en mettant l'accent d'une part sur les lieux d'infractions et d'autre part sur les auteurs sériels.¹² Selon Johnson *et al.* (2007),

¹⁰ En anglais : *hot spot analysis*

¹¹ En anglais : *risk terrain analysis*

¹² Precobs-Schulung, le 03.11.2014 à Aarau. Communication personnelle par Thomas Schweer de l'*Institut für musterbasierte Prognosetechnik* (IfmPt).

l'approche idéale pour une stratégie préventive efficace contre une forte concentration de crimes serait d'éliminer au préalable le risque élevé d'une certaine région de subir une infraction. Cette approche est adoptée avec Precobs. Il comporte quatre des six catégories analytiques à savoir l'analyse de points chauds, des méthodes du data mining, des méthodes de near repeats ainsi que les analyses spatio-temporelles.

Dans la phase préalable à l'implémentation de Precobs, l'IfmPt a effectué une analyse des données policières concernant les cambriolages à des fins de configuration (section 2.4.1). Lors de ces analyses des méthodes du data mining sont employées pour chercher des patterns dans les données. De plus des analyses spatio-temporelles sont faites pour prendre en compte la saisonnalité du phénomène cambriolage résidentiel. Des analyses de points chauds et des near repeats sont effectuées pour identifier des zones où la probabilité de subir une infraction est élevée. Dans l'emploi opérationnel de Precobs, les prédictions générées se basent sur le phénomène de near repeats (section 2.3).

2.1.3 Efficacité et limitations du predictive policing

L'amélioration des prédictions est continuellement sujette aux développements. Certains travaux semblent montrer des prédictions impressionnantes au moyen de modèles basés sur les répliques sismiques (Mohler *et al.*, 2011). Il faut tout de même être critique face à la médiatisation, car un système de prédiction ne forme qu'une seule partie du processus de mise en œuvre de mesures opérationnelles (Aepli *et al.*, 2011).

Les connaissances concernant l'efficacité du predictive policing sont lacunaires. Des questions clés telles qu'«Est-ce que le predictive policing entraîne une diminution du taux de la criminalité ?» demeurent sans réponse jusqu'à présent. Dans beaucoup d'articles de presse et dans des représentations de fournisseurs de tels logiciels, l'efficacité est démontrée (Gluba, 2014). Néanmoins, selon Gluba (2014), ces démonstrations se basent sur des conclusions causales non admissibles ou incompréhensibles. Le fournisseur d'un logiciel peut dire que suite à l'emploi de ce logiciel le pourcentage de crimes dans une ville donnée a diminué. A cause de tendances plus générales du crime, cette expression pourrait également être vraie si logiciel n'avait pas été employé (Perry *et al.*, 2013). Pour donner un exemple à ce sujet, la réduction de la criminalité au département policier de Memphis, aux États-Unis, a été attribuée à l'implémentation du logiciel Blue CRUSH. Néanmoins, il n'y a aucun indicateur qui montre que la diminution est due au logiciel (Mayer-Schönberger et Cukier, 2013). Selon Vlahos (2011), si des comparaisons d'intervalles variés, comme les cinq années précédant et suivant l'implémentation du logiciel, étaient faites, le succès de ce dernier serait nettement moins élevé. Certains types de crime montreraient même une augmentation du nombre de cas. De plus, l'apparition de phénomènes

criminels a également diminué dans d'autres villes n'ayant pas employé Blue CRUSH (Vlahos, 2011). Ainsi, en l'état actuel, l'efficacité du predictive policing n'est pas objectivement démontrée. Il n'y a que peu d'études scientifiques à ce sujet (Perry *et al.*, 2013).

Peu d'exemples abordant l'évaluation de l'efficacité d'un modèle de predictive policing existent. Les deux travaux mentionnés ci-dessous exploitent des indicateurs différents. Premièrement, dans le département policier de Los Angeles, États-Unis, l'emploi du logiciel PredPol a été testé au regard de l'efficacité et de la précision dans le cadre d'une expérience, mais il n'y a pas de sources scientifiques : les informations sont uniquement basées sur des articles de journaux ou de présentations (Beck et McCue, 2009).

Le deuxième exemple est un travail de recherche effectué récemment à Milan, Italie, où le logiciel de prédiction *KeyCrime*, destiné aux vols à main armée, est employé. Ledit travail étudie jusqu'à quel point la prédiction d'infractions sérielles (dans ce cas justement les vols à main armée) aboutit à un meilleur taux de résolution comparé à celui atteint avec des méthodes conventionnelles (Mastrobuoni, 2014).

Les mythes

Ridgeway (2013), relève sept pièges possibles lors de l'utilisation de prédictions dans le système judiciaire. Ces derniers peuvent partiellement être assimilés aux quatre mythes du predictive policing décrits par Perry *et al.* (2013) :

- 1) *L'ordinateur connaît l'avenir*. Ce n'est pas l'évènement individuel qui est prédit, mais le risque ou la probabilité de son occurrence. De plus, la qualité de la prédiction dépend de la qualité des données à disposition.
- 2) *L'ordinateur va tout faire pour l'analyste de manière automatique*. L'analyse reste un élément important dans le processus de prédiction et l'analyse reste l'instance décisionnelle.
- 3) *Il faut des outils et des logiciels chers et de haute performance*. Des simples outils – même de sources ouvertes – peuvent servir de base solide pour des prédictions et sont d'intérêt particulier pour les petites forces policières ayant des moyens financiers limités.
- 4) *Des prédictions exactes amènent automatiquement une forte diminution de la criminalité*. La réduction est fonction des mesures prises suite aux prédictions ainsi que de leur mise en œuvre.

Un malentendu courant est de confondre la technologie avec le concept. Le praticien a tendance de résoudre les problèmes à l'aide d'une technologie correspondant à ses besoins opérationnels (Ribaux, 2014). Ce n'est pas la technologie qui contribue à la résolution de problèmes, mais son emploi dans le cadre d'un concept adéquat (Ribaux et Birrer, 2010). Par rapport à Precobs, Ribaux (2015) met en garde qu'*il est faux de croire que l'on dispose là d'une technologie*

"presse-bouton" pour stopper la criminalité» (Dessibourg, 2015). Il faut rester réaliste et critique face à de tels nouveaux outils s'inscrivant dans le predictive policing.

2.2 Les fondements théoriques

Le predictive policing consiste à faire des prédictions pour l'avenir proche à partir des connaissances de l'état actuel de la criminalité. Ces prédictions se basent sur un fondement théorique dont la connaissance est indispensable pour la compréhension de cette forme de policing (Eck, 1997). La prévention du crime fait partie d'un modèle et nécessite des forces de l'ordre proactives plutôt que réactives. La proactivité repose sur la capacité de prédire des endroits criminogènes et des concentrations de la criminalité. La prédiction est rarement possible à partir d'événements individuels et se base ainsi sur des répétitions formant des patterns détectables. Cette approche est illustrée dans la *Figure 2* par le modèle des 4P (Ratcliffe, 2009).



Figure 2 Modèle des 4P de Ratcliffe (2009)

Ainsi, le predictive policing est possible, car le crime est prédictible. La prédictibilité est justifiée par plusieurs théories criminologiques mentionnant différentes formes de patterns (Perry *et al.*, 2013). Bien que ces bases théoriques soient multiples, et quant à elles suffisamment justifiées, le saut de la théorie à la réalité reste souvent obscur et les logiciels de prédiction peuvent ainsi être vus comme une boîte noire (Gluba, 2014). Le socle théorique, aidant à comprendre et anticiper des patterns, s'inscrit dans le domaine de la criminologie environnementale.

2.2.1 La criminologie environnementale

Les théories justifiant l'approche du predictive policing ou la prédictibilité de la criminalité sont présentées dans l'œuvre de Perry *et al.* (2013), comme une fusion de théories, appelée *blended theory*. Cette fusion comprend notamment la *théorie des activités routinières*, la *théorie du choix rationnel* et la *théorie de pattern de crime*. Ces théories sortent d'un domaine de la criminologie nommé *criminologie environnementale*, qui contient des concepts importants guidant l'analyse criminelle et les efforts préventifs (Boba-Santos, 2012).

La criminologie environnementale se distingue de la criminologie traditionnelle par le fait que son objectif n'est pas d'expliquer pourquoi un individu spécifique commet un crime spécifique, mais elle met l'accent sur la compréhension d'aspects différents des événements criminels et des circonstances immédiates dans lesquelles ils ont lieu. Cette compréhension permet d'identifier des patterns de comportements et des facteurs environnementaux qui créent des

opportunités pour des crimes et d'autres activités non désirées (Boba-Santos, 2012 ; Brantingham et Brantingham, 1990).

Les théories de la criminologie environnementale sont englobées d'une manière ou d'une autre par la théorie des activités routinières. Cohen et Felson (1979) ont démontré les liens entre trois éléments présents à chaque infraction : un auteur (motivé pour commettre une infraction), une cible attrayante (victime) et l'absence d'un gardien efficace ou de mécanisme de protection. Une cible attrayante sont des marchandises attractives, des *hot products*, qui peuvent être décrites par les caractéristiques *CRAVED*¹³, à savoir dissimulable, transportable, accessible, précieuse, utilisable pour le propre plaisir et facile à vendre.

Ces trois dimensions sont représentées dans la *Figure 3*, le *triangle du crime* (Clarke et Eck, 2005). Il est important de souligner qu'un crime a lieu seulement lorsque l'opportunité existe pour la commission de ce dernier (Felson et Boba, 2010).

Ce triangle illustre les différentes influences agissant sur les opportunités de commettre un crime (Boba-Santos, 2012). L'expression «*C'est l'occasion qui fait le larron.*» résume bien la présence relative de cibles et de victimes : il y a des situations où les cibles sont adéquates, les gardiens incapables et des auteurs potentiels sont présents (Felson et Clarke, 1998). Cela consiste en la théorie de l'opportunité de crime, dont Felson et Clarke (1998) ont



Figure 3 Triangle du crime de Clarke et Eck (2005)

établi plusieurs principes. Parmi ces principes se trouvent par exemple celui de la dépendance des activités quotidiennes, celui de la réduction des opportunités permettant de prévenir le crime ou celui des opportunités concentrées dans le temps et l'espace. Ainsi, ces situations criminogènes spécifiques permettent de distinguer lors de leur analyse des patterns susceptibles de se refléter dans les données de crimes collectées.

Selon la théorie de pattern de crime, le crime n'est pas distribué aléatoirement dans le temps et l'espace. Il suit des patterns influencés par les lieux résidentiels d'individus, par la manière dont ils se déplacent dans leur environnement et comment les réseaux de personnes se connaissant passent leurs temps (Brantingham et Brantingham, 2008). Les individus ont un éventail d'activités routinières quotidiennes se déroulant par exemple au lieu de travail, à l'école, à la maison, aux lieux de loisirs et le long des trajets entre ces espaces. L'apparition de crimes est plus probable dans les zones où l'espace d'activité d'un auteur potentiel se recoupe avec celui

¹³ De l'anglais : désirer ardemment. Il s'agit des caractéristiques *Concealable*, *Removable*, *Accessible*, *Valuable*, *Enjoyable*, *Disposable* (Clarke et Eck, 2005).

d'une victime ou d'une cible potentielle. Un auteur motivé est susceptible de commettre des crimes sur son trajet journalier. Ainsi, cette théorie est consacrée à la manière dont les auteurs motivés rencontrent les cibles attrayantes (Brantingham et Brantingham, 1990 ; Felson et Clarke, 1998). Selon Brantingham et Brantingham (1981), des évènements criminels se produisent surtout lorsque quatre dimensions du crime – notamment une loi, un auteur, une cible et un endroit – sont toutes réunies. Ces auteurs décrivent la criminologie environnementale comme l'étude de la quatrième dimension, à savoir l'étude des aspects spatio-temporels.

Les situations peuvent devenir des *générateurs*, des *activateurs* ou encore des *attracteurs* de crime. Les générateurs désignent des zones particulières attirant un nombre élevé de personnes pour des raisons indépendantes d'une motivation criminelle ou un type de crime particulier (par ex. les centres commerciaux, les centres sportifs). Les situations activatrices ne présentent qu'une faible régulation voire même inexistante par l'absence d'un gardien. Les attracteurs de crime sont des endroits particuliers, des zones, des voisinages ou des districts (par ex. les lieux de prostitution, les chantiers), qui créent des opportunités criminelles bien connues attirant les auteurs motivés pour des types de crimes particuliers (Brantingham et Brantingham, 2008).

Selon la théorie du choix rationnel, les auteurs font des choix concernant la commission de crimes basés sur l'anticipation du risque et du bénéfice. Ainsi, ils s'adaptent aux situations qui se présentent (Felson et Clarke, 1998). L'idée de Clarke et Felson (1993) met l'accent sur le processus de décision des auteurs et stipule qu'ils agissent de manière calculée pour atteindre un objectif ou une fin déterminée (Grover *et al.*, 2007). La commission ou non d'une infraction résulte d'une analyse du rapport entre gain espéré et effort à consentir (Feltès, 2004). Lors du processus de décision, la fin attendue est d'une importance prépondérante. Cette dernière peut être de nature matérielle ou encore consister en la satisfaction individuelle, la sensation forte, ou la réputation dans le milieu social. En ce qui concerne les coûts, il est nécessaire de considérer l'effort pour la commission du crime, par exemple l'équipement pour commettre un cambriolage, le risque d'être attrapé, la perte du statut social et des éventuelles conséquences. Le risque d'être attrapé joue un rôle crucial. Même une peine pénale ayant des conséquences lourdes peut ne pas empêcher un auteur de commettre son forfait si le risque d'être attrapé est faible (Feltès, 2004).

Cette théorie s'avère utile pour l'analyse criminelle et le policing afin de comprendre quelles circonstances un groupe d'auteurs choisit pour la commission systématique d'un type de crime particulier. Pour l'analyse criminelle il est plus important de comprendre des patterns dans le comportement plutôt qu'un évènement isolé, afin d'avoir une influence plus vaste sur le crime (Boba-Santos, 2012).

Le triangle du crime (Figure 3) lie donc les différents éléments des théories mentionnées et permet de comprendre et d'interpréter des patterns (Clarke et Eck, 2005). Cette perspective aborde des questions concernant des patterns généraux dans le comportement et l'impact de ces patterns sur les opportunités de crime. Ces patterns sont susceptibles de s'imprimer dans les données (Boba-Santos, 2012) et leur tendance à persister au cours du temps suggère une prédictibilité (Burke, 2013).

2.3 Le phénomène de *near repeats*

La théorie de pattern de crime stipule, et la recherche l'a démontré, que les auteurs commettent des crimes dans des endroits qu'ils fréquentent et connaissent. De telles connaissances ont donné naissance à la théorie de la *victimisation répétée* qui consiste en la récurrence d'infractions au même endroit ou contre les mêmes victimes. Des endroits ou des personnes ayant été victime dans le passé ont une probabilité plus élevée d'être victimisés à nouveau que d'autres endroits ou personnes (Farrell et Pease, 1993). Un bon prédicteur d'une victimisation future est une victimisation dans le passé (Weisel, 2005).

Ainsi, il existe non seulement des auteurs réitérant mais également des victimes répétées. En effet, ces deux populations sont souvent liées. Ce lien est soumis au phénomène connu sous le nom *règle 80/20* ou *principe de Pareto*. En général, ce concept prend source dans le principe que 80% des observations sont les résultats de seulement 20% des causes qui y sont liées (Clarke et Eck, 2005).¹⁴ Ces constatations sont vraies pour beaucoup de phénomènes examinés dans l'analyse criminelle : une proportion large d'auteurs réitère des infractions contre une petite proportion de personnes et d'endroits (Fattah, 1991); un petit nombre d'endroits compte pour un nombre élevé d'événements criminels et une petite proportion d'auteurs produit une large proportion d'infractions (Carrington *et al.*, 2005 ; Farrington *et al.*, 1998 ; Wolfgang, 1987). Ce phénomène suggère qu'en identifiant et visant la petite proportion de zones, victimes et auteurs à laquelle un nombre élevé d'activités est lié, la police peut optimiser l'efficacité de ses efforts préventifs (Clarke et Eck, 2005).

Le phénomène de la victimisation répétée est lié au phénomène de *near repeats*. Ce phénomène quant à lui véhicule l'idée que le risque d'une victimisation répétée se transmet au voisinage d'une cible victimisée (Short *et al.*, 2009). Les théories criminologiques présentées (section 2.2.1) forment tout un enjeu pour le phénomène de *near repeats*. Depuis les années 1980s, il est démontré de manière scientifique que la criminalité n'est pas aléatoirement distribuée dans l'espace, mais qu'elle se concentre en patterns, clusters ou points chauds (Johnson *et al.*, 2013).

¹⁴ «80» et «20» servent uniquement à titre indicatif pour représenter les termes «large» et «petit».

Ce constat se fait non seulement dans l'étendue spatiale de la criminalité, mais également au regard de l'aspect temporel (Bowers et Johnson, 2004 ; Johnson, 2008 ; Johnson *et al.*, 2007), à savoir que les patterns évoluent au fil du temps (Johnson *et al.*, 2009).

Townsley *et al.* (2003) étaient les premiers à démontrer une corrélation entre l'espace, le temps et le voisinage : ces auteurs décrivent un lien potentiel entre l'aspect physique de bâtiments et l'apparition de near repeats. Davantage de near repeats ont été comptés dans des zones ayant beaucoup de bâtiments qui se ressemblent que dans celles où les bâtiments sont conceptualisés de manières différentes.¹⁵ Morgan (2001) a trouvé une distribution définie des cambriolages dans l'espace : des habitations cambriolées une seule fois semblent former des clusters autour des habitations ayant été cambriolées plusieurs fois auparavant. De plus, il a montré que les cambriolages ont d'abord lieu dans les habitations déjà cambriolées plusieurs fois au préalable et peu de temps après, dans les habitations cambriolées une seule fois. Ce phénomène a été appelé «contagion» ou la transmission de risque de near repeats (Johnson *et al.*, 2013 ; Townsley *et al.*, 2003).

Certains points chauds, les points chauds chroniques, sont stables, c'est-à-dire qu'ils existent pendant un certain intervalle de temps et ce, au même endroit (Weisburd *et al.*, 2010). Néanmoins, au sein d'un même point chaud il semble exister une certaine instabilité, qui s'explique avec le risque temporairement élevé suite à l'apparition de near repeats (Townsley *et al.*, 2003). Par exemple dans le cas des cambriolages, peu après le phénomène de near repeats (Bowers et Johnson, 2004), la probabilité pour un cambriolage successif diminue à nouveau jusqu'au niveau d'un événement aléatoire (Johnson *et al.*, 2007 ; McLaughlin *et al.*, 2007). Ainsi, le caractère éphémère du phénomène de near repeats a été démontré (Johnson *et al.*, 2007 ; Short *et al.*, 2009).

La conclusion centrale des études concernant le phénomène de near repeats menées jusqu'à présent est qu'un seul cambriolage augmente de manière significative le risque d'un enchaînement successif de cambriolages dans un rayon de 400 mètres et dans un intervalle de temps d'un mois. Ce risque est le plus élevé est le plus élevé – en fonction de l'étude – dans les premiers deux à sept jours (Bowers et Johnson, 2004 ; Grover *et al.*, 2007 ; Johnson *et al.*, 2007).

Bien que ces connaissances aient un potentiel non négligeable dans la détermination des patterns de la criminalité et sont en conséquence une base utile pour les stratégies de la prévention criminelle, il faut être conscient qu'il s'agit d'un domaine de recherche récent dans la recherche criminologique et qu'il n'y a – jusqu'à présent – pas d'approche explicative unanimement acceptée et concluante concernant ce phénomène (Lockwood, 2012).

¹⁵Concernant ce constat, la première loi de géographie de Tobler (1970) mérite d'être mentionnée : «*Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things.*»

2.3.1 L'approche situationnelle de prévention

L'approche situationnelle de la prévention est une pratique basée sur les concepts de la criminologie environnementale (Clarke et Cornish, 1986). Il s'agit de la prévention par le changement de configuration de l'environnement (Ribaux, 2014). Cornish et Clarke (2003) donnent une classification de telles techniques de prévention s'inscrivant dans l'approche situationnelle. Ces techniques ont comme objectif, l'augmentation du risque et de l'effort ou la réduction des bénéfices (Cornish et Clarke, 2003) pour finalement influencer de manière durable la décision (le choix rationnel) d'un auteur potentiel de commettre un crime (Bennett, 2006). Cela peut se traduire par le durcissement des cibles ou par une intensification de la surveillance ainsi que par la mise en œuvre de systèmes prédictifs. C'est la réduction des situations favorisant la criminalité qui est visée et non un changement de la société (Cornish et Clarke, 2003).

L'approche situationnelle de prévention propose des actions spécifiques que la police peut entreprendre pour résoudre les problèmes spécifiques en se basant sur l'analyse criminelle. Elle cherche à fournir des mesures uniques qui sont directement liées à la situation en question (Boba-Santos, 2012). Cependant l'analyse systématique de ces situations spécifiques permet de s'éloigner des réponses uniques, car elle permet de détecter, comprendre et suivre l'évolution de problèmes répétitifs (Ribaux, 2014).

Des critiques existent concernant l'idée que cette approche amène un déplacement de la criminalité plutôt que de la prévenir (Aebersold, 2007 ; Clarke et Eck, 2005 ; Groff et La Vigne, 2002 ; Ratcliffe, 2006). D'autres auteurs soulèvent que ces mesures découragent plutôt les auteurs d'opportunité que les auteurs professionnels (Feltus, 2004). Néanmoins, selon Weisburd *et al.* (2010), la prévention criminelle qui vise l'environnement spécifique (et non les personnes) a une influence positive sur l'environnement immédiat et la criminalité ne se déplace pas forcément.

Il y a deux dimensions importantes à prendre en compte pour tenter de réduire la criminalité : des méthodes et outils divers pour mieux appréhender la situation criminelle, ainsi que leur mise en œuvre adaptée (Weisburd et Eck, 2004). Precobs est un tel outil. Il est censé permettre à la police d'être proactive et de fournir une base de décision pour mettre en œuvre des mesures préventives, à savoir des patrouilles. Ces dernières ont une influence sur la dimension du gardien du triangle de crime. Le fonctionnement de Precobs ainsi que la manière dont il est employé sont décrits par ce qui suit.

2.4 **Precobs – PRE Crime Observation System**¹⁶

2.4.1 Configurations du logiciel

L'*Institut für musterbasierte Prognosetechnik* (IfmPt) part du principe que les configurations du logiciel devraient se baser sur des données de cambriolages d'au moins trois, mais idéalement cinq années précédentes. Dans le cas des données policières d'Argovie et de Bâle-Campagne, les données de cambriolages d'habitations, de commerces et d'autres établissements des cinq années passées ont été traitées. Ces données ont été pondérées dans le temps, c'est-à-dire que les données des années les plus récentes ont un poids plus important lors des calculs que les données plus anciennes. Cela permet de respecter l'évolution des phénomènes criminels dans le temps et la tendance croissante du nombre d'habitations. Le logiciel prend également en compte la saisonnalité : il existe deux configurations distinctes, dont une pour la période hivernale et une pour la période estivale.

Dans le cadre de l'analyse des données préalable à l'implémentation du logiciel, les analystes de l'IfmPt ont défini et dessiné à la main des *areas*, des zones ayant une occurrence élevée de near repeats. De suite, les catégories clés – c'est-à-dire les critères *trigger* – exploitées par le logiciel sont analysées. Il s'agit de la date et l'heure de commission d'une infraction, du mode opératoire, du butin et du type d'habitation. Pour chacune de ces catégories, la fréquence d'apparition des diverses possibilités est évaluée. Les éléments les plus fréquents de chaque catégorie sont caractérisés comme critère trigger. Ce critère est susceptible de déclencher une prédiction du système. Un exemple de la catégorie mode opératoire (données de la période hiver 2013/14) illustrant cette manière de procéder est que le mode opératoire «forcer la porte» apparaissait le plus fréquemment, soit dans environ 50% des infractions commises, alors que le mode opératoire «casser la vitre» était à 4%. Ainsi «forcer la porte» est classifié comme critère trigger.

En ce qui concerne le logiciel, celui-ci applique un filtre contenant une liste de caractéristiques trigger. Si un élément de cette liste est retrouvé parmi les caractéristiques d'un cambriolage résidentiel, ce cambriolage peut devenir un *cambriolage trigger*¹⁷. Il s'agit d'un cambriolage susceptible d'être suivi peu après par d'autres cambriolages dans l'environnement immédiat, ce qui déclenche une prédiction. Il présente des caractéristiques indiquant qu'il constitue potentiellement la première infraction du phénomène de near repeats. C'est le contraire pour les *cambriolages anti-trigger* qui ont des caractéristiques indiquant qu'il est peu probable que ces cam-

¹⁶ Cette section s'appuie sur la première version du manuel de Precobs (IfmPt, 2014) ainsi que sur la méta-analyse (Middendorf, 2014) effectué par l'IfmPt.

¹⁷ Bien que les données de tout type de cambriolage soient importées dans Precobs, seule la prédiction de cambriolages résidentiels est visée et ce sont ces derniers qui sont censés de déclencher des prédictions. Dans ce travail, lorsqu'il y a utilisation du mot *trigger*, ce dernier se réfère à un cambriolage trigger et non à une caractéristique trigger.

briolages déclenchent une série de near repeats. Il s'agit de caractéristiques d'infraction qui ne correspondent pas à un pattern de répétition classique. La reconnaissance d'une seule caractéristique anti-trigger d'un cambriolage donné empêche le déclenchement d'une prédiction, même si tous les autres critères correspondant montrent la tendance trigger.

Une fois les critères trigger et anti-trigger pertinents ainsi que les areas déterminés, des simulations rétrospectives ont été effectuées à l'IfmPt. Dans le cadre de ces simulations, le système calcule pour chaque jour de l'intervalle de temps considéré, si le logiciel avait – sur la base de la configuration donnée – fait une prédiction et si cette dernière avait été un succès ou non. Pour les analystes de l'IfmPt une area est jugée adéquate pour l'exploitation opérationnelle lorsqu'elle peut être caractérisée par un taux de succès stable et par un nombre bas de fausses prédictions. Une area doit des bons résultats concernant ces deux caractéristiques pour les trois dernières années. À des fins d'optimisation, des filtres peuvent être ajoutés ou supprimés et de nouvelles configurations peuvent être testées de manière itérative dans le mode de simulation. Le but des simulations est de trouver la meilleure configuration aboutissant à un taux de succès de prédictions élevé et stable.

Suite à ces analyses et simulations préalables à la phase pilote, les analystes de l'fmPt ont configuré les near repeats à sept jours (168 heures) et 500 mètres de rayon autour d'un premier cambriolage pour des interventions préventives¹⁸, l'objectif primaire étant de dissuader les auteurs potentiels par leur présence. De plus, ils indiquent que la proportion de cambriolages formant une *paire de near repeats*¹⁹ était de 42% en Argovie et de 66% à Bâle-Campagne, ce qui a amené les analystes à juger le phénomène de near repeats existant. Finalement, les analystes de l'IfmPt ont défini 23 areas en Argovie et 34 areas à Bâle-Campagne pour lesquelles le taux de succès des prédictions de Precobs est censé être autour de 80%.²⁰

2.4.2 Les followers et leur classification

Un *follower* est une infraction consécutive à un cambriolage trigger, qui a lieu à proximité spatio-temporelle et qui présente des caractéristiques similaires. Étant donné que dans le cadre de l'acquisition des données, il peut y avoir des données manquantes ou imprécises, il n'est souvent pas possible de définir avec certitude, s'il s'agit vraiment d'un follower. Sachant qu'au

¹⁸ L'IfmPt a configuré les near repeats également à trois jours (72 heures) et 400 mètre de rayon autour d'un cambriolage trigger pour des interventions opérationnelles poursuivant le but d'arrêter les délinquants en flagrant délit. Néanmoins, en Argovie et à Bâle-Campagne cette option n'est pas utilisée en pratique.

¹⁹ Il s'agit de la proportion de cambriolages ayant été suivie dans un intervalle de sept jours d'un autre cambriolage qui avait lieu dans un radius de 500 mètres. Un cambriolage peut faire partie de plusieurs paires de near repeats.

²⁰ L'IfmPt évalue le taux de succès de Precobs selon la méthode GTP. Pour plus d'informations concernant cette méthode se référer à la section 2.4.2.

niveau conceptuel la classification du follower peut être faussée, l'IfmPt a développé une classification de followers *potentiels*, la *méthode GTP* (Geography, Time, Properties). Une probabilité est attribuée à chacune de ces caractéristiques et consiste en la vraisemblance des followers de constituer des near repeats avec les cambriolages trigger.²¹ Pour chaque follower potentiel, la moyenne arithmétique de ces probabilités est calculée. Cette dernière permet finalement de classer le follower suivant le *follower ranking*²², où F1 représente le follower (potentiel) le plus probable, et F5 le follower (potentiel) le moins probable.

2.4.3 Emploi de Precobs

L'emploi de Precobs est représenté de manière simplifiée dans le *Schéma 1*. Tout d'abord, les données concernant les cambriolages récents sont quotidiennement importées. Au *Lage- und Analysezentrum* (LAZ) de la police cantonale argovienne, cela consiste en l'importation d'un fichier Excel, élaboré manuellement par les analystes du LAZ sur la base du journal de la police et de rapports préliminaires des policiers. A Bâle-Campagne, les données d'intérêt sont importées directement de la base de données centrale de Police, ABI. Après l'importation, les prédictions – si existantes – sont affichées sur l'interface de l'opérateur.

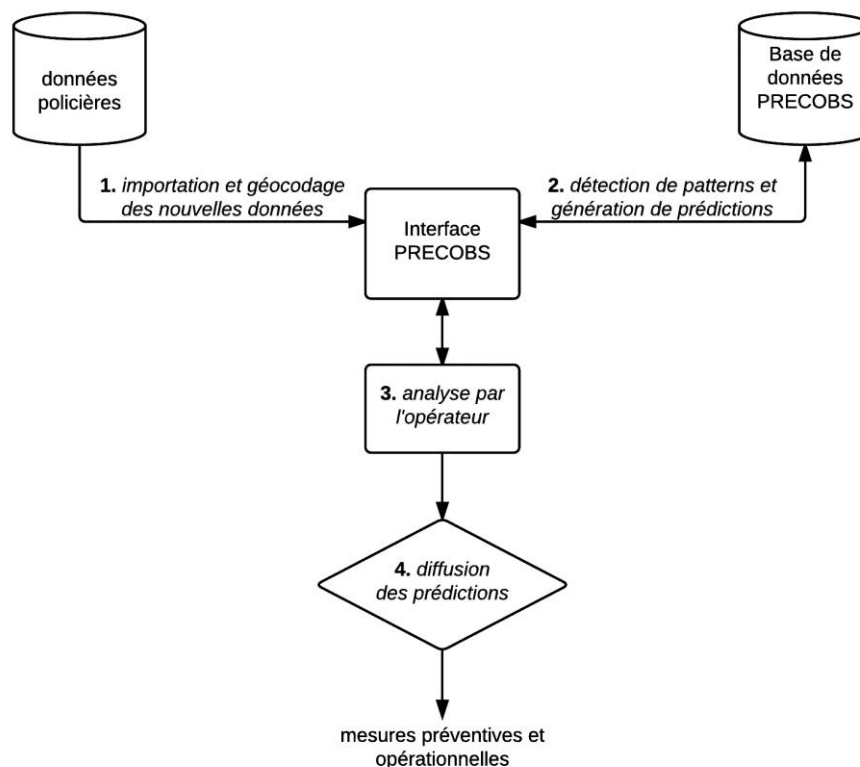


Schéma 1 *Processus d'emploi de Precobs*

²¹ Pour plus d'informations concernant la classification des followers selon la méthode GTP se référer à la section 0 en annexe.

²² Le follower ranking : F1=100%, F2=70 – 100%, F3=50 – 69%, F4=25 – 49%, F5=1 – 24%.

A l'étape 2 du *Schéma 1*, la génération automatique de prédictions, se déroule en plusieurs étapes. Lorsqu'un cambriolage a lieu dans une area, une vérification est effectuée pour savoir si le nombre d'infractions qui dépasse un certain seuil²³ peut être constaté dans cette area. Si tel est le cas, aucune prédiction n'est générée. Lorsqu'il n'y a pas d'excès d'infractions dans l'area en question, il est observé si de nouveaux cambriolages triggers peuvent être constatés dans les 48 heures *précédant* l'acquisition de données la plus récente.²⁴ Lorsqu'un tel trigger est présent, il y a une prédiction pour la zone de prédiction en question.

Dans l'application ordinaire et quotidienne du logiciel, une telle prédiction est générée et l'opérateur décide si elle est acceptée ou refusée. Il se peut que l'opérateur retire la prédiction que le logiciel a déclenchée, car une réitération d'infraction par exemple, peut être exclue. Lorsque la prédiction est acceptée, elle est diffusée et des mesures préventives, opérationnelles et/ou stratégiques sont mises en œuvre.

²³ Les analystes de l'IfmPt ont empiriquement constaté que la probabilité pour l'apparition de followers dans une area donnée diminue de manière significative lorsque le nombre de cambriolages ayant lieu dans cette area dépasse un seuil. Un tel seuil est déterminé pour chaque area lors des simulations (section 2.4.1.).

²⁴ Cela est dû au fait que les données peuvent être complétées ultérieurement et sont donc actualisées dans la base de données de Precobs. Un cambriolage ayant été importé un jour avant par exemple, mais dont les caractéristiques changent dû à une complétion, peut ainsi encore déclencher une prédiction.

3 Méthodologie

3.1 Limitations et étendue du travail

L'évaluation d'un système de prédiction peut s'avérer nécessaire sur plusieurs plans, notamment au niveau de son intégration dans l'organisation policière suite à son acquisition, de son emploi opérationnel, des soucis d'éthique évoqués, des prédictions du système ou encore l'utilisation de ces dernières à des fins opérationnelles. Une évaluation de tous ces niveaux dépasserait le cadre de ce travail. Pour cette raison, seule l'évaluation de Precobs et de ses prédictions sont abordées. De plus, il est important de souligner que cette évaluation se base sur la *prémisse* que le phénomène de near repeats existe dans les cantons dont les polices emploient Precobs. Selon l'IfmPt, la présence de ce dernier y est prouvée (Schweer, 2014a, 2014b).

Un vocabulaire précis est employé dont la signification est abordée ci-après.

Seuls les cambriolages résidentiels *tentés* et *consommés* sont visés par Precobs. Pour cette raison, dans la partie analytique le terme cambriolage – sauf si déclaré autrement – ne désigne que les cambriolages d'habitations.

Le terme *auteur* se réfère à un ou plusieurs auteurs de type masculin ou féminin.

La *précision* comprend le fait que la prédiction soit réussie ou fausse. Une prédiction est considérée comme réussie si une infraction est commise à proximité spatiale (dans un rayon de 500m ou dans la zone de prédiction) et temporelle (dans un intervalle de sept jours)²⁵ de l'infraction ayant déclenché ladite prédiction. Dans le cas contraire, la prédiction est considérée fausse.

Dans la partie analytique, des abréviations pour les cantons, à savoir AG pour Argovie et BL pour Bâle-Campagne, sont utilisées. Finalement, le terme *implémentation* vise non seulement l'emploi de Precobs, mais aussi les mesures mises en œuvre suite à ses prédictions générées.

3.2 Objectifs et hypothèses

Dans le cadre de ce travail, l'objectif principal consiste en l'évaluation de la qualité des prédictions et de l'évolution du taux de cambriolages résidentiels depuis l'implémentation de Precobs. Cette évaluation a été réalisée pendant un stage de huit mois au LAZ à la police cantonale d'Argovie. La compréhension et description du fonctionnement de Precobs (section 2.4) fait partie intégrante de ce travail.

La problématique générale traitée est de *savoir si Precobs fournit des prédictions de bonne qualité et si depuis son implémentation un effet positif significatif sur le taux de cambriolage a pu*

²⁵ Ces paramètres de proximité spatiale et temporelle sont utilisés par les fournisseurs de Precobs pour définir les near repeats (section 2.4.1).

être observé et lui être attribué sans équivoque. Pour aborder cette problématique, deux hypothèses sont testées :

H1 : Precobs fournit des prédictions de bonne qualité.

H2 : L'implémentation de Precobs a un effet significatif sur le taux de cambriolages.

La première hypothèse est abordée à travers plusieurs approches, à savoir une analyse générale de la qualité des prédictions, une analyse des followers, une analyse de la relation trigger-follower, une analyse de l'intervalle de temps et finalement une analyse des zones de prédiction. Pour traiter la deuxième hypothèse, les taux de cambriolages intra-cantonal et inter-cantonal font l'objet d'une analyse. Les données utilisées pour aborder la problématique générale sont présentées dans la section 3.3. Les indicateurs utilisés, ainsi que les analyses et leurs objectifs, pour traiter ses données sont présentés dans les sections 3.4 et 3.5 respectivement.

3.3 Les données

Precobs a été implémenté fin septembre 2014 à Bâle-Campagne et fin octobre en Argovie pour une phase pilote de six mois. Pour l'évaluation de Precobs, les cambriolages consommés et tentés d'habitations en Argovie et à Bâle-Campagne sont analysés. En vertu de la saisonnalité de ce genre d'infractions, le logiciel est en configuration hivernale pendant la réalisation de ce travail et ainsi, seuls les cas enregistrés pendant les périodes d'hiver (début novembre jusqu'à fin mars) seront analysés. Plus précisément il s'agit de la période du 03.11.2014 au 29.03.2015 ainsi que celle du 04.11.2013 au 30.03.2014 qui sert de période de référence.

L'analyse de la période de référence a plusieurs objectifs. Tout d'abord elle permet de remédier au fait qu'il n'y avait pas de possibilité de disposer de zones de contrôle, c'est-à-dire des zones de prédiction où des prédictions sont générées, mais où il n'y a pas de mesures préventives mises en œuvre. Chaque prédiction générée par le système a été diffusée. La période de référence permet de comparer deux périodes dont une (hiver 2014/2015) présente des mesures mises en œuvre suite aux prédictions de Precobs, mais pas l'autre (hiver 2013/2014). Finalement, il est possible de comparer la qualité des prédictions ayant été générées lors des simulations (hiver 2013/2014) et lors de l'emploi opérationnel (hiver 2014/2015). Il est à noter que les données utilisées pour les simulations ont été acquises de manière rétroactive, et sont peut-être plus complètes. Par contre, les données utilisées opérationnellement, sont acquises «en temps réel», venant du journal de police. Il est donc possible qu'il y manque encore des indications, comme par exemple le butin²⁶.

²⁶ En ce qui concerne l'Argovie une nouvelle directive a été introduite qui est censée remédier à ce problème. Les fonctionnaires traitant un cambriolage doivent remplir jusqu'au lendemain matin une ébauche du rapport officiel,

L'acquisition des données utilisées pour l'analyse de la problématique générale de ce travail se réalise par des captures d'écran de Precobs, dont un exemple se trouve en annexe (section *Figure 20*, section 8.2). Le travail avec des captures d'écran est dû au fait que la version de Precobs utilisée ne dispose pas d'une fonctionnalité d'exportation. Une telle capture d'écran est prise pour chaque jour et chaque area où une prédiction a lieu. Il y figure le cambriolage trigger ainsi que les cambriolages classifiés comme followers par le système. Chacun de ces cambriolages est examiné manuellement. Les informations tirées de ces captures, qui sont nécessaires pour les analyses, sont collectées dans des fichiers Excel. Les prédictions de la période de référence constituent les résultats des simulations effectuées afin de configurer Precobs (section 2.4.1). Ces dernières se trouvent dans la base de données de Precobs et peuvent y être consultées. Pour chaque zone de prédiction, chaque jour est passé en revue afin de détecter les prédictions. Pour la période d'hiver 2014/2015, les données sont importées quotidiennement (pendant la semaine) et les résultats du logiciel sont recueillis au fur et à mesure.

L'implémentation de Precobs a nécessité du temps. Jusqu'à ce que le processus de l'acquisition des données à la réaction aux prédictions se soit automatisé, toutes les prédictions n'ont pas été diffusées. De plus, il faut prendre en compte qu'au cours du temps – surtout au début de la phase pilote – des adaptations et modifications du logiciel ont été entreprises par l'IfmPt. Ainsi, les conditions et circonstances n'étaient pas les mêmes sur toute la période analysée.

3.4 Les indicateurs

Les indicateurs *Hit Rate* (HR) et *Prediction Accuracy Index* (PAI) qui ont jusqu'à présent été utilisés pour l'évaluation de méthodes de prédiction issues de points chauds (*Prospective Hot Spotting*) seront transposés aux prédictions effectuées avec Precobs (Chainey *et al.*, 2008 ; Hart et Zandbergen, 2012). Cela est jugé possible dû au fait que ce logiciel fait des prédictions pour certaines zones bien définies, les areas, étant assimilables à des points chauds.

$$\text{Hit Rate} = \left(\frac{n}{N}\right) * 100 \quad (1)$$

Le HR (1) est le nombre de cas n se trouvant dans un point chaud par rapport au nombre total de cas dans la région sous analyse N . En transposition, n désigne le nombre d'infractions prédictes par le logiciel Precobs, et N le nombre total de cas de cambriolages dans le canton.

Le PAI (2) présente l'avantage de prendre en compte la taille de l'aire d'un point chaud a par rapport à l'aire totale de la région analysée A , ce qui permet de comparer les points chauds entre eux. Transposé à Precobs, a est employé pour la taille de l'aire d'une area exploitée par le logi-

la *Vormeldung*, qui contient toutes les informations nécessaires pour Precobs. Selon la police, ce formulaire est rempli à temps dans 80% des cas.

ciel, alors que A indique la taille de l'aire totale de la surface habitée cantonale²⁷. Cela a pour but de ne pas surestimer la précision du logiciel. Ainsi, cet indicateur fournit une mesure de la précision de prédiction de futurs cambriolages d'une zone en prenant en compte sa taille.

$$\text{Prediction Accuracy Index} = \left[\frac{\left(\frac{n}{N}\right)}{\left(\frac{a}{A}\right)} \right] \quad (2)$$

La précision est fonction de ces indicateurs : plus ils sont élevés, meilleure est la précision. Néanmoins, il n'y a pas d'échelle pour qualifier ces indicateurs comme «élevé», «moyen», ou «bas» et donc pour caractériser une précision comme «bonne», «médiocre» ou «mauvaise». Pour cette raison une telle échelle est établie à titre indicatif. À ces fins, deux formes du HR, le *HR absolu* HR_a et le *HR réel* HR_r , sont calculées²⁸. La première consiste en le HR qui aurait pu être obtenu, si le logiciel avait prédit toutes les infractions ayant eu lieu dans une zone de prédiction donnée. La deuxième est le HR réellement atteint dans cette zone. Le pourcentage du HR_r au HR_a , sert de base pour l'échelle indicative. Cela revient au calcul ci-dessous (3), où n_1 est le nombre d'infractions prédites par le logiciel dans une zone de prédiction donnée, n_2 est le nombre d'infractions ayant eu lieu dans cette même zone de prédiction et x désigne le pourcentage obtenu qui fournit la caractéristique de classification de l'échelle.

$$x = \left(\frac{n_1}{n_2}\right) * 100 \quad (3)$$

La prédiction de toutes les infractions d'une zone n'est pas l'objectif du logiciel. Ce dernier vise explicitement la prédiction des infractions soumises au phénomène de near repeats. Pour cette raison, une *échelle ajustée* est établie qui prend en compte y , le taux d'infractions incombant au phénomène de near repeats.

- L'area montre une **mauvaise** précision si $x \leq \frac{1}{3} \cdot y$
- L'area montre une précision **moyenne** si $\frac{1}{3} \cdot y < x \leq \frac{2}{3} \cdot y$
- L'area montre une **bonne** précision si $x > \frac{2}{3} \cdot y$

y représente la proportion de paires de near repeats du canton (section 2.4.1).

Ces indicateurs permettent d'évaluer la précision des prédictions, mais ne prennent pas en compte les fausses prédictions. C'est pour cette raison que le *taux d'erreur* (4), où x est le nombre de fausses prédictions et x_{tot} est le nombre total de prédictions rendues par le système (peu importe la classification fausse/réussie), entre également en jeu :

$$\text{Taux d'erreur} = \left(\frac{x}{x_{tot}} * 100\right) \quad (4)$$

²⁷ Ces chiffres sont tirés des sites Internet suivants (dernier accès 09.05.2015) :

AG : https://www.ag.ch/de/bvu/raumentwicklung/grundlagen/raumb Beobachtung/raumb Beobachtung_1.jsp

BL : <http://www.are.admin.ch/themen/agglomeration/00667/00676/index.html?lang=de>

²⁸ Le même calcul pourrait être fait avec les valeurs du PAI. Le résultat serait le même, car le rapport de l'aire d'une zone de prédiction sur l'aire de la surface habitée totale est constant pour une même zone et n'a ainsi pas d'influence.

De plus, le *taux de faux positifs* (5) et le *taux de faux négatifs* (6) font également objet d'analyse.

$$\text{Taux de faux positifs} = \left[\frac{\text{faux positifs}}{(\text{faux positifs} + \text{vrais négatifs})} \right] * 100 \quad (5)$$

$$\text{Taux de faux négatifs} = \left[\frac{\text{faux négatifs}}{(\text{faux négatifs} + \text{vrais positifs})} \right] * 100 \quad (6)$$

Le *vrai positif* est une prédiction réussie. Le *faux positif* constitue une fausse prédiction. Le *vrai négatif* est une prédiction qui n'a correctement pas été faite et le *faux négatif* est une prédiction qui aurait dû être rendue par Precobs, mais qui ne l'a pas été. Autrement dit, dans le cadre de ce travail, le vrai négatif représente un cambriolage dans une zone de prédiction qui n'était ni suivi par un cambriolage, ni par une prédiction générée par un autre cambriolage dans les sept jours d'intervalle de la même zone de prédiction. Le faux négatif est un cambriolage dans une zone de prédiction ayant été suivi par au moins un autre cambriolage, mais pas d'une prédiction générée par un autre cambriolage dans les sept jours d'intervalle de la même zone de prédiction.

3.5 Les analyses

3.5.1 La qualité des prédictions de Precobs (H1)

L'évaluation de la qualité des prédictions est traitée sous plusieurs aspects. L'analyse de la *qualité générale des prédictions* implique l'exploitation des indicateurs présentés dans la section 3.4. L'analyse *des followers* se déroule selon la méthode de classification des followers indiquée dans le *Schéma 2*. Le but de cette analyse est de savoir s'il y a beaucoup de fausses prédictions parmi les prédictions jugées réussies par Precobs et elle se concentre uniquement sur les prédictions qui ont été déclenchées par un cambriolage résidentiel²⁹. Lorsqu'un ou plusieurs followers *Near Repeat Hit* ou *Area Hits* (indiqués en vert dans le *Schéma 2*) peuvent être attribués à une prédiction, cette dernière est une *prédiction réussie* (vrai positif). Lorsqu'aucun *Hit non résidentiel* ou *Out Hit* (indiqués en rouge dans le *Schéma 2*) peut être attribué à la prédiction, cette dernière est une *fausse prédiction* (faux positif).

Ensuite, l'analyse de la *relation trigger-follower* permet d'examiner la qualité des prédictions réussies de manière plus particulière. Elle consiste en la comparaison des caractéristiques trigger, notamment l'heure de commission, le mode opératoire, le butin, ainsi que le type d'habitation, du trigger et de son ou ses followers. L'objectif est de relever des concordances éventuelles et de savoir si les caractéristiques des cambriolages trigger et son/ses follower(s)

²⁹ Il faut mentionner qu'il y a aussi des prédictions générées par des cambriolages d'un domaine différent (commerce, industrie etc.) ou par un cambriolage se trouvant à l'extérieur d'une area. Ces prédictions devraient jouer un rôle dans le calcul des erreurs. Néanmoins dans le cadre de ce travail ces dernières ne sont pas traitées.

permettent d'établir des liens entre ces derniers. Les followers montrant une correspondance sur toutes les catégories avec le trigger seront classifié comme *Vrai NR Follower* ou *Vrai Area Follower*.

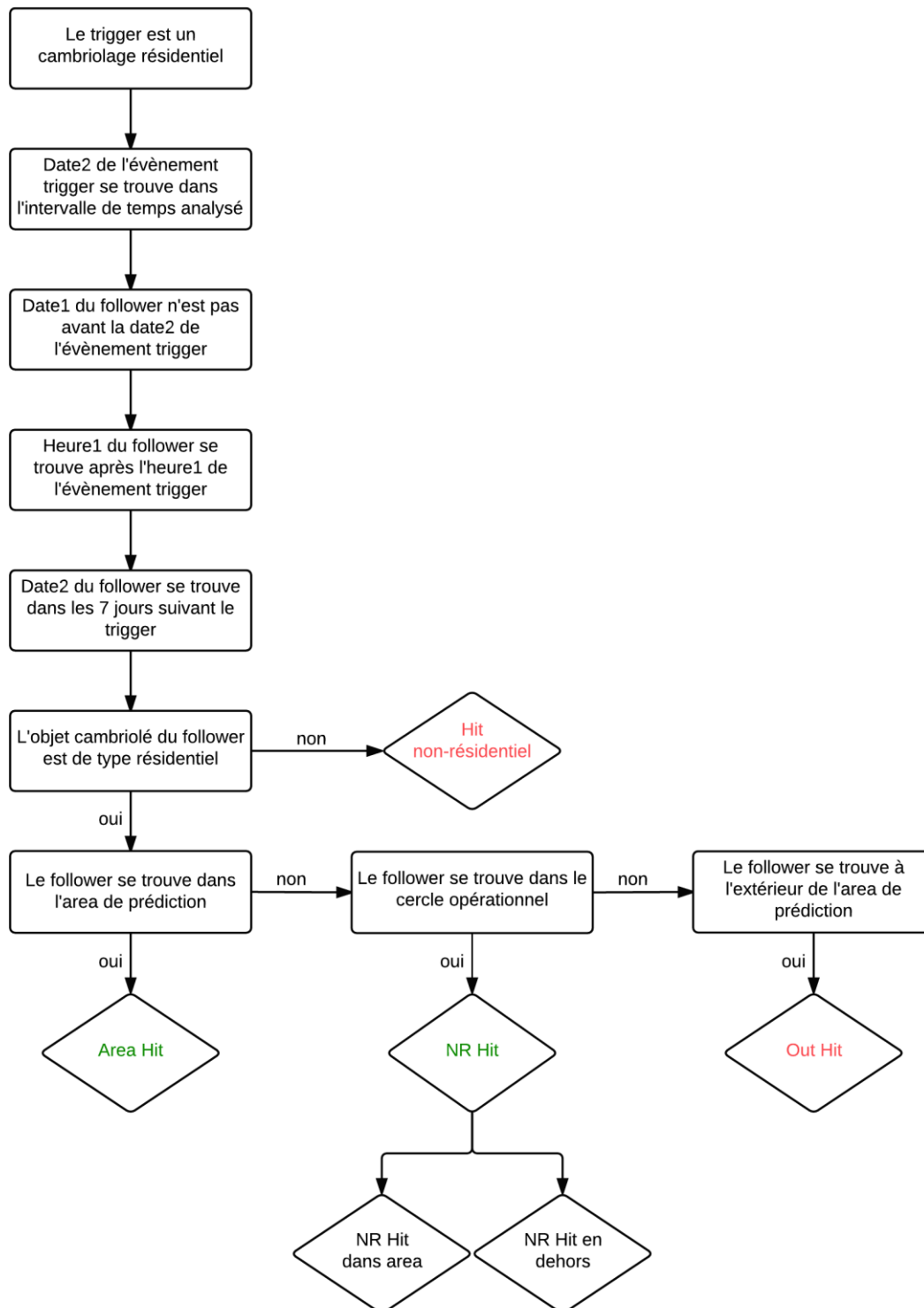


Schéma 2 Méthode de classification des prédictions et des followers

Avant d'analyser cette relation, la question de l'incomplétude des données sous analyse doit être abordée. Cette étape permet éventuellement de savoir si la complétude des données influence la qualité des prédictions.

L'intervalle de temps des prédictions générées par Precobs est large, considérant que la police devrait envisager de concentrer ses forces selon la prédiction pendant sept jours dans une zone particulière. Pour cette raison, il est considéré que cet intervalle constitue une mauvaise qualité des prédictions de Precobs. L'analyse de *l'intervalle de temps* est abordée pour savoir si ce dernier peut être restreint de manière raisonnable lorsque la force policière est face à beaucoup de prédictions simultanées et/ou des ressources humaines très limitées. Cette restriction pourrait porter sur le jour suivant la prédiction, sur le jour de la semaine ainsi que sur le moment de la journée. Selon les fournisseurs, la probabilité de l'occurrence de followers décroît en fonction du temps.³⁰ Une courbe de la distribution de l'occurrence des followers sur l'intervalle de sept jours est établie à l'aide de la date² des infractions. Pour cette analyse, tous les cas indiquant un intervalle de temps de plus de 24 heures ne sont pas pris en compte.

Les areas forment une partie importante des prédictions, car le logiciel ne fait des prédictions que pour ces zones définies. Finalement, l'analyse des *zones de prédiction* cherche à évaluer la qualité des prédictions en fonction des areas. En vertu des tailles différentes des areas, l'indicateur PAI (section 3.4) est utilisé pour cette analyse. Cet indicateur est calculé pour chaque zone de prédiction. Ensuite, la précision atteinte par ces zones est indiquée à l'aide de l'échelle ajustée établie à ces fins (section 3.4).

3.5.2 L'évolution du taux de cambriolages (H2)

Lors de l'évaluation du taux de cambriolages, les caractéristiques générales de Precobs en relation avec chacun des deux cantons où il est utilisé font d'abord l'objet de l'analyse. Dans un deuxième temps, l'indicateur classique de la statistique policière, *le taux de cambriolages*, est l'objet de l'analyse. Il s'agit d'examiner les tendances *intra-cantoniales* et *inter-cantoniales* de cet indicateur. L'évolution du taux de cambriolages dans les areas est comparée à celle dans le territoire en dehors des areas, ainsi qu'au nombre total de prédictions générées. Ensuite, le nombre de fausses prédictions sera mis en rapport avec le taux de cambriolages des areas. Cette comparaison permettrait d'observer s'il y avait des fausses prédictions en cours, lorsque le taux de cambriolages a une tendance décroissante. Finalement, il s'agit d'examiner les taux de cambriolages de cantons employant Precobs et de cantons servant d'une sorte de *contrôle* ne pas employant un système de prédiction tel que Precobs. Le contrôle consiste en des cantons géographiquement avoisinants n'employant pas Precobs, notamment les cantons du *Polizeikonkordat Nordwestschweiz* (PKNW), à savoir Berne, Bâle-Ville et Soleure.³¹

³⁰ L'IfmPt conseille de déployer plus de ressources dans les trois premiers jours suivant l'infraction déclenchant une prédiction, car la probabilité d'occurrence de followers y est la plus élevée.

³¹ Les chiffres utilisés proviennent du RLZ (*Regionales Lagezentrum*) du PKNW et sont tirés du bulletin hebdomadaire *WochenLage* élaboré au LAZ.

4 Résultats et discussion

4.1 La qualité des prédictions

La qualité générale des prédictions

En ce qui concerne la qualité générale des prédictions de Precobs, le Hit Rate et les taux d'erreur, de faux positifs et de faux négatifs ont fait l'objet d'analyse. Dans la *Figure 4*, le Hit Rate (HR) est représenté.

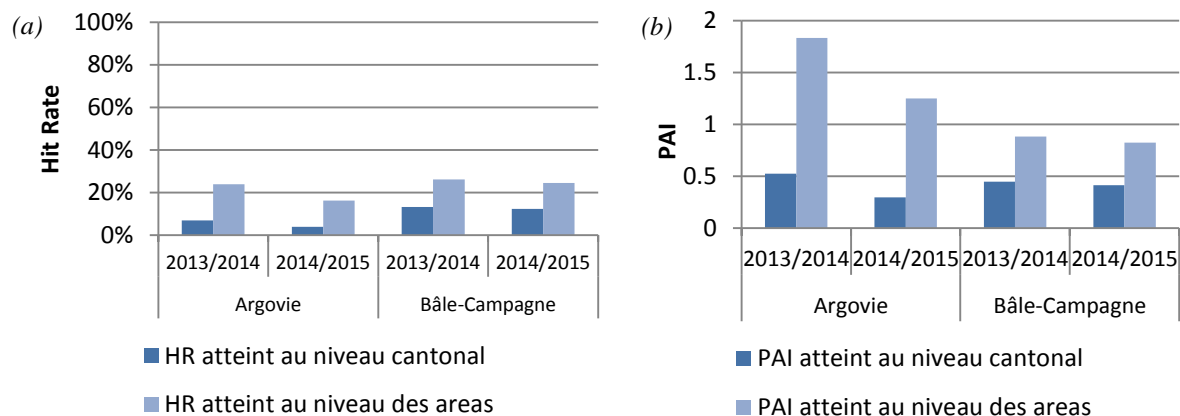


Figure 4 Hit Rate(a) et PAI (b) atteints par Precobs

Le nombre de cambriolages prédits est mis en rapport avec le nombre total de cambriolages au niveau cantonal et le nombre total de cambriolages ayant eu lieu dans les areas.

En ce qui concerne le HR, les infractions prédites ont diminué de 49% entre la période 2013/2014 et celle de 2014/2015 en AG, alors qu'à BL ce taux est de 38%. La proportion d'infractions prédites par rapport au total des cambriolages ayant eu lieu dans les areas est autour des 25%, à l'exception en AG où elle est inférieure (16%) pendant la période 2014/2015.

La proportion d'infractions prédites par rapport au nombre total de cambriolages cantonaux varie entre environ 4% (AG 2014/2015) et 13% (BL 2013/2014). Ainsi, à BL cette proportion constitue environ le triple de celle en AG, ce qui signifierait que les prédictions y sont d'une meilleure qualité. Ce constat peut être relativisé par le fait que le pourcentage des zones au total de la surface habitée à BL est environ le double de celui en AG (*Figure 34* en annexe). En prenant en compte les tailles des areas, le PAI montre une autre image: le PAI atteint par Precobs en AG est plus élevé que celui à BL. Ainsi, en AG, où les areas couvrent une partie plus petite de la surface habitée qu'à BL, des meilleures prédictions ont été générées.

Le PAI de Precobs en fonction de la semaine calendrier est représenté dans la *Figure 5* ainsi que la *Figure 21* en annexe. Les mêmes observations générales, concernant la *Figure 4*, y peuvent être faites. De plus, il peut être constaté que les courbes – en particulier celles d'AG – sont

peu constantes ou stables, ce qui pourrait indiquer une nature aléatoire de Precobs. Dans les deux cantons, seul le PAI de la semaine 1 à 6 de la période 2014/2015 est relativement stable et bas.

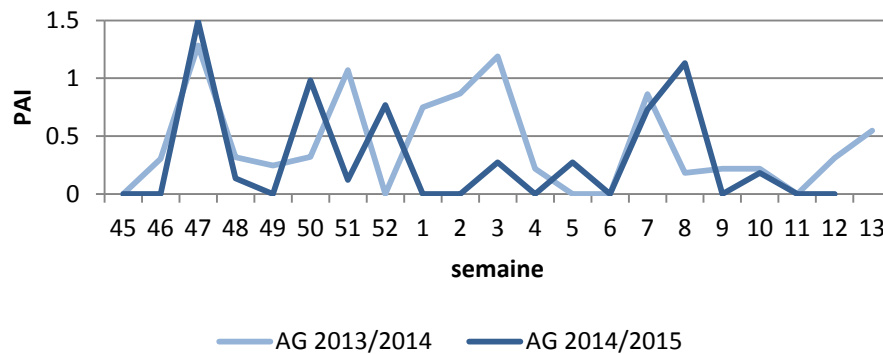


Figure 5 PAI de Precobs en Argovie en fonction de la semaine

Le HR et le PAI ne prennent pas en compte le nombre total de prédictions ayant abouti à ce nombre de cambriolages prédits. Pour cette raison ces indicateurs sont limités, car si plus de prédictions générées aboutissent au même nombre de cambriolages prédits que peu de prédictions, cela serait une information importante.

Les taux d'erreurs atteints varient entre 48% et 68% et ceux de la période d'hiver 2013/2014 sont moins élevés que ceux de la période d'hiver 2014/2015 (Figure 6). Les taux de faux positifs montrent une image similaire, mais de manière peu prononcée, car ils restent autour de 50%. Cela revient à dire qu'en général une prédiction sur deux est une prédiction réussie.

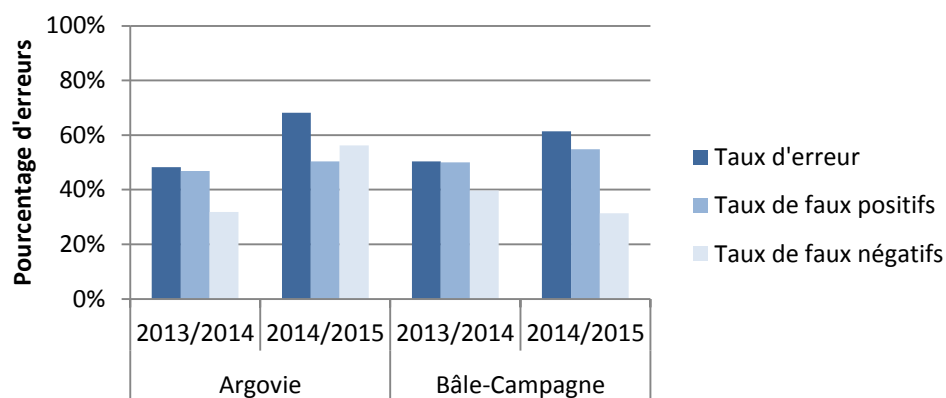


Figure 6 Taux d'erreur, taux de faux positifs et de faux négatifs de Precobs

Quant au taux de faux négatifs, ce dernier augmente d'une période d'hiver analysée à la période suivante en AG, alors qu'à BL il diminue.

Dans la Figure 7 le taux d'erreur est représenté en fonction de la semaine. Le taux d'erreur atteint en AG montre des fluctuations importantes, ce qui pourrait de nouveau indiquer une nature aléatoire de Precobs. Celui de BL (Figure 22 en annexe) montre une allure plus stable par rap-

port à celui en AG. De nouveau, dans les deux cantons, les semaines 1 à 6 attirent l'attention. Les taux d'erreur y sont élevés et relativement stable pendant plusieurs semaines. Les mêmes observations peuvent être faites en considérant les taux de faux positifs d'AG (*Figure 23* en annexe), ainsi que de manière moins prononcée de BL (*Figure 24* en annexe).

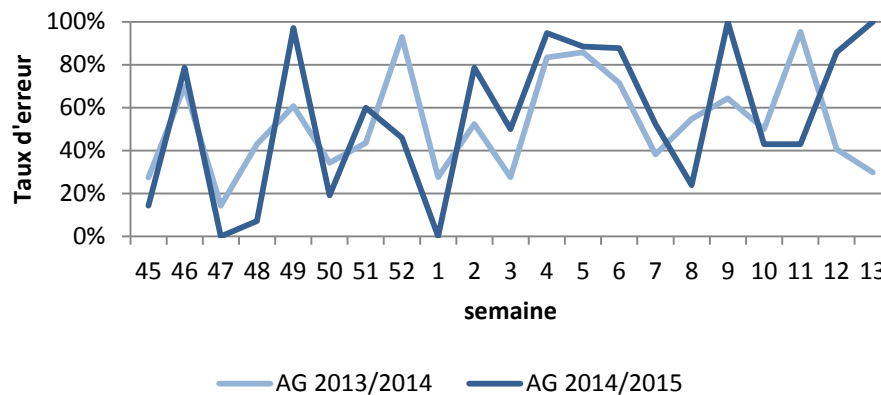


Figure 7 Taux d'erreur de Precobs en Argovie en fonction de la semaine

La *Figure 25* en annexe montre le taux de faux négatifs en fonction du temps atteint en AG. Ce dernier atteint une valeur maximale de 95% en 2013/2014 et de 71% en 2014/2015. En ce qui concerne BL (*Figure 26*, en annexe), ce taux atteint une valeur maximale de 73% en 2013/2014, ainsi que de 93% en 2014/2015. De nouveau les courbes, surtout celles d'AG, montrent une allure peu constante, sauf à BL, où il est nul de la semaine 3 à 8.

En théorie, le taux d'erreur, le taux de faux positifs et le taux de faux négatifs devraient être bas pour qu'un système puisse être jugé de bonne qualité. Néanmoins, lorsque des mesures efficaces sont mises en œuvre suite aux prédictions, l'application de ces taux à des fins d'évaluation est limitée, car ces dernières font augmenter les taux en décourageant des auteurs. La comparaison à une période de référence permet de remédier à ce problème. Le taux d'erreur et le taux de faux positifs devraient augmenter lorsqu'il y a passage de la simulation à l'emploi opérationnel de Precobs. Suivant cette logique le HR devrait diminuer. Cette corrélation peut surtout être observée en AG, d'une part de manière générale, de la période 2013/2014 à la période 2014/2015 où les taux d'erreur et de faux positifs ont augmenté, alors que le Hit Rate a diminué, ainsi qu'en considérant l'évolution de ces taux en fonction du temps (semaines 1 à 6). En ce qui concerne le taux de faux négatifs, ce dernier devrait être tout le temps bas, indépendamment des interventions policières, ce qui n'est pas le cas.

Une autre raison de l'augmentation des taux d'une période à l'autre pourrait être que les données utilisées pour les simulations sont peut-être plus complètes, aboutissant à des meilleures prédictions.

Un taux d'erreur de 50% et les fluctuations indiquées par tous ces indicateurs pourraient être un indice d'une nature aléatoire de Precobs. Tout de même, il faut considérer que, lors de telles analyses faites avec un petit nombre de cas, de telles fluctuations sont vite atteintes. En général, à BL, des taux plus stables sont atteints. Cela pourrait être dû au fait qu'il y a plus de cas qu'en AG ou bien parce que le phénomène de near repeats est susceptible d'y être plus présent (66% de paires de near repeats contre 42% en AG). La pertinence statistique devrait faire l'objet d'évaluation.

Les followers

La *Figure 8* montre la proportion des différents types de followers par rapport au nombre total de followers. En AG, environ 40% des followers attribués aux triggers ne devraient pas figurer parmi ceux-ci. À BL, ce pourcentage est de 50%. D'une période à la suivante, la proportion de fausses attributions reste relativement constante. Par contre, la composition des attributions correctes (indiquées en vert) change en AG. La proportion de NR Hits y augmente de la période 2013/2014 à la période suivante. Les NR Hits peuvent être distingués selon l'endroit où ils se trouvent, à l'intérieure ou à l'extérieur de la zone de prédiction (*Figure 27* en annexe). Ceux qui se trouvent à l'extérieur ne sont pas jugés faux lors des analyses présentes. À BL environ 20% des NR Hits sont des hits situés en dehors des areas de prédiction. En AG par contre, les NR Hits en dehors de la zone de prédictions sont rares.

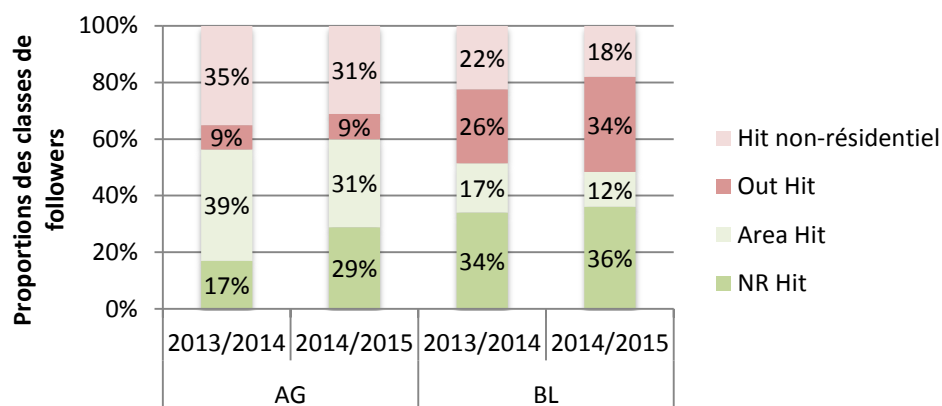


Figure 8 Proportions des classes de followers au nombre total de followers

Même si Precobs pondère les followers selon leur vraisemblance d'être un follower (méthode GTP), la désignation d'une prédiction comme *fausse* selon les critères mis en œuvre dans ce travail (section 3.5.1) se justifie par le fait que les mesures préventives mises en œuvre suite aux prédictions ne visent pas ces types de Hit. Les forces déployées suite à une prédiction se concentrent sur les zones de prédiction et non sur leur environnement périphérique. De plus, les followers non résidentiels ne sont pas visés par Precobs et ne devraient ainsi ni figurer parmi les followers, ni parmi les réussites. Lorsque jusqu'à 50% des followers sont de manière erronée considérés comme Hits par Precobs, cela permet d'augmenter le Hit Rate.

L'analyse des followers permet d'affiner les prédictions jugées réussies par Precobs (*Figure 9*). La classification des prédictions réussies selon Precobs et celle effectuée dans le cadre de cette évaluation montrent les mêmes tendances, mais elles sont plus prononcées dans la dernière. De manière générale, le nombre de prédictions a diminué dans les deux cantons d'une période analysée à la suivante, notamment de 24% en AG et de 18% à BL. Sur les deux périodes examinées, il y a plus que le double de prédictions à BL qu'en AG. En prenant en compte la surface couverte par les areas ce chiffre peut être relativisé (*Figure 34* en annexe).

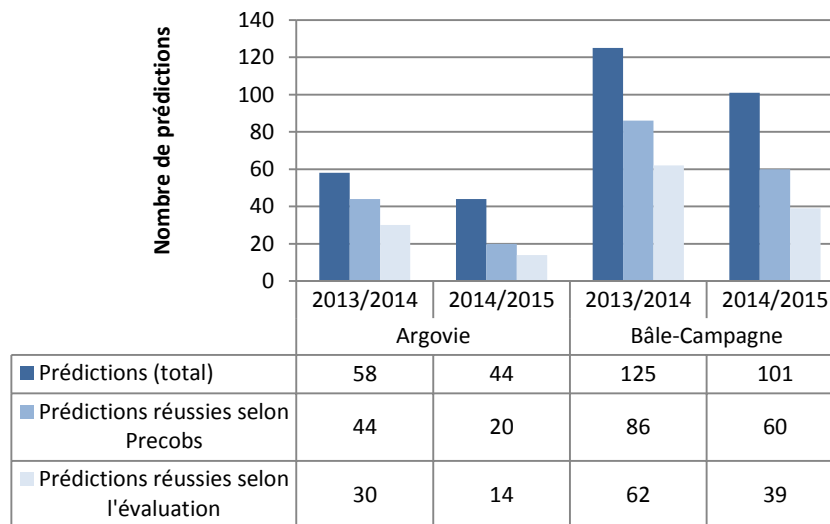


Figure 9 Nombre total de prédictions et de prédictions jugées réussies par Precobs et par l'évaluation

Le pourcentage de prédictions réussies par rapport au nombre total de prédictions est jugé plus bas que cela est le cas selon la classification de Precobs. En AG ce pourcentage est de 51% en 2013/2014 et de 32% en 2014/2015, alors qu'à BL il est de 50% en 2013/2014 et de 39% en 2014/2015. Ainsi, dans la période où Precobs a été employé opérationnellement, environ un tiers des prédictions étaient des prédictions réussies. De plus, le constat suivant peut être fait : sur toutes les périodes et dans les deux cantons, environ 30% des prédictions jugées réussies par Precobs sont des fausses prédictions (*Figure 28* en annexe).

A nouveau, une diminution des prédictions réussies lors du passage à la période opérationnelle pourrait incomber à la mise en œuvre de mesures efficaces par la police. Pour reprendre la faiblesse des indicateurs HR et PAI, ne prenant pas en compte le nombre de prédictions, il peut être constaté d'une période à l'autre qu'à BL environ le même nombre de cambriolages a été prédit avec moins de prédictions, alors qu'en AG ces deux nombres ont diminué. Cela pourrait relativiser l'impact éventuel des mesures comme source de la diminution du HR.

La relation trigger-follower

Il est à souligner que l'examen de la qualité de la relation entre les cambriolages trigger et ses followers concerne uniquement les followers ayant permis d'aboutir à une prédiction réussie, à

savoir les NR Hits et les Area Hits. Avant d'examiner les correspondances potentielles, la question de la complétude des données doit être abordée (*Figure 10*). Lorsque les données sont peu complètes, un tel examen s'avère inutile, car il n'y aura de toute façon que peu de correspondances.

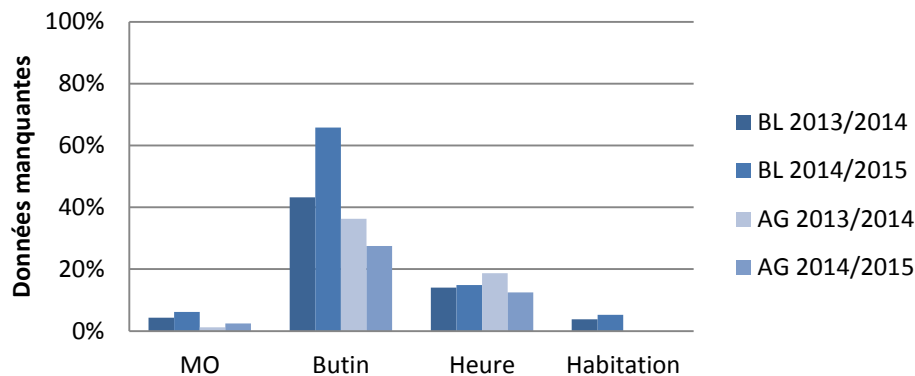


Figure 10 Proportion de données manquantes parmi les cambriolages trigger et leurs followers

À BL les données utilisées pour Precobs, présentent plus souvent des lacunes que les données en AG. La caractéristique qui manque le plus souvent dans les données analysées des deux cantons est le butin (entre 28% et 66%) suivi de l'heure de la commission du cambriolage (entre 13% et 19%). Le mode opératoire (MO) et l'habitation sont indiqués la plupart des temps. En général, en AG les données de la période d'hiver 2014/2015 sont plus complètes qu'en 2013/2014. A BL c'est le cas contraire. Cela peut être dû au fait qu'en AG des directives ont été édictées, afin d'avoir accès à des données les plus complètes possible au plus tard le lendemain matin. A BL ce n'était pas le cas: les données importées dans Precobs sont tirées directement de la base de données centrale de police, sans qu'il y ait un analyste qui les traite. Le butin, par exemple, n'y figure qu'après la rédaction du rapport final, raison pour laquelle son indication est absente dans la plupart des cas.

La caractéristique de l'heure de la commission du cambriolage est un des critères les plus importants. Malgré le fait qu'elle soit souvent présente, elle l'est sous forme d'intervalle et ainsi est imprécise. Cette imprécision n'est ni due à Precobs, ni à la manière d'acquérir des données de la police, mais c'est une problématique générale dans le domaine des cambriolages (infraction avec absence du lésé).

Ainsi, au niveau de l'heure beaucoup de followers pourraient montrer une correspondance avec leur trigger respectif. Pour cette raison, l'indication de l'heure de commission n'est pas considérée dans le cadre de cette analyse.

Suite aux résultats obtenus concernant la complétude des données, l'évaluation de la qualité de la relation entre les triggers et leurs followers a été effectuée en deux étapes. De plus, l'indication de l'heure de commission n'a pas été prise en compte vu que les intervalles d'heures pourraient aboutir à beaucoup de correspondances entourées d'incertitudes.

Dans un premier temps, une évaluation a été faite sans prendre en compte la caractéristique *butin*. L'analyse de cette étape a été effectuée deux fois. Une fois les données lacunaires ont été prises en compte (Figure 11), où une caractéristique absente est perçue comme pouvant potentiellement correspondre si elle était présente. La deuxième fois, l'absence d'une caractéristique est traitée comme une discordance (Figure 29 en annexe). Dans un deuxième temps, la caractéristique *butin* a également été prise en compte (Figure 30 en annexe).

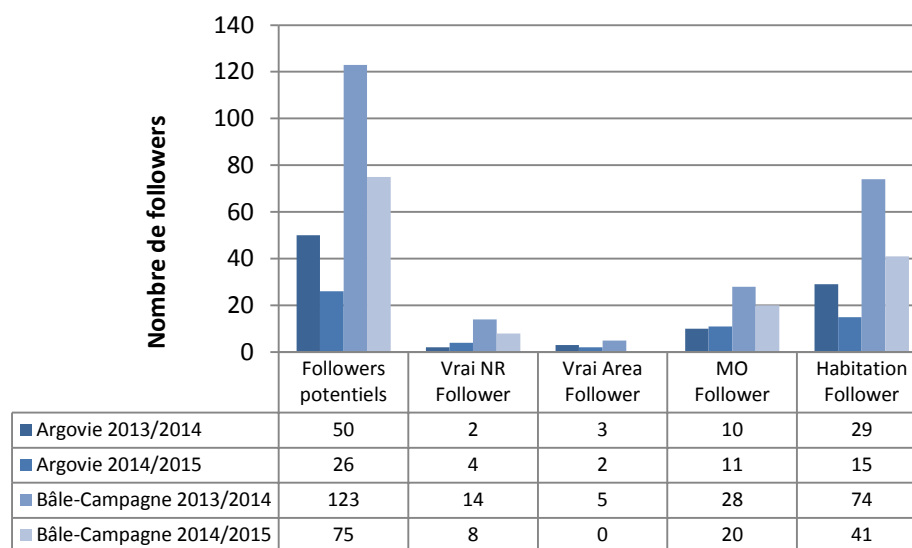


Figure 11 Classification des followers selon la relation avec leur trigger (avec données lacunaires)

En AG entre 10% et 23% des followers sont attribués aux classes Vrai NR Follower et Vrai Area Follower. À BL cette proportion est entre 11% et 15%. Ce taux est plus élevé dans la période 2014/2015 en AG et dans la période 2013/2014 à BL. Ce constat pourrait être directement lié à la complétude des données, qui était meilleure en 2014/2015 en AG et en 2013/2014 à BL. Mais, lorsque la même analyse est effectuée sans prendre en compte les données lacunaires, le taux de cas correspondants est dans les deux cantons plus élevé dans la période 2014/2015. Seul environ 4% des followers en AG et 3% des followers à BL correspondent (Figure 29 en annexe). En général, la qualité atteinte en AG est ainsi légèrement supérieure à celle à BL.

Lors de l'analyse où le butin a également été pris en compte, plus aucun follower n'a pu être attribué à une des deux classes Vrai NR Follower et Vrai Area Follower (Figure 30 en annexe). L'absence de telles correspondances pourrait indiquer que les auteurs (sériels) adaptent leur manière de commettre un forfait en fonction des situations, les opportunités, qu'ils rencontrent. Cela signifierait qu'il est très difficile de viser des auteurs sériels sur la base de ces critères. Une

autre raison expliquant ces discordances pourrait être la classification de ces caractéristiques. D'une part elle est souvent très détaillée ce qui rend des correspondances moins probable. D'autre part elle est effectuée par des personnes différentes ce qui implique une subjectivité difficile à standardiser.

Toutefois, il faut souligner que la représentativité statistique du nombre de cas analysé n'a pas été évaluée.

L'intervalle de temps

Une prédiction est générée pour un intervalle de sept jours. L'analyse pour savoir si cette durée peut être restreinte de manière raisonnable pour une police dont les ressources et capacités de prévention est limitée a été effectuée.

L'IfmPt conseille que, lorsque la police doit plus cibler ses forces sur l'échelle temporelle, les interventions devraient se faire pendant les trois premiers jours, car la probabilité de l'occurrence des followers y est la plus élevée. L'analyse de la distribution de l'occurrence des followers selon le jour suivant la prédiction n'a pas permis de corroborer cette indication (*Figure 12*). Cette analyse ne fournit aucune information utile afin de potentiellement mieux cibler les mesures préventives dans l'intervalle de sept jours. La courbe montre un caractère fortuit dans le sens où aucune probabilité pour une occurrence élevée ne peut être indiquée. La probabilité de l'apparition d'un follower est la plus élevée le deuxième, le quatrième et le sixième jour qui suit la prédiction.

Il faut prendre en compte que ce graphique a été élaboré sur la base de la date2 de l'intervalle de la commission du cambriolage. Ainsi, cette courbe pourrait également être déplacée vers la gauche.

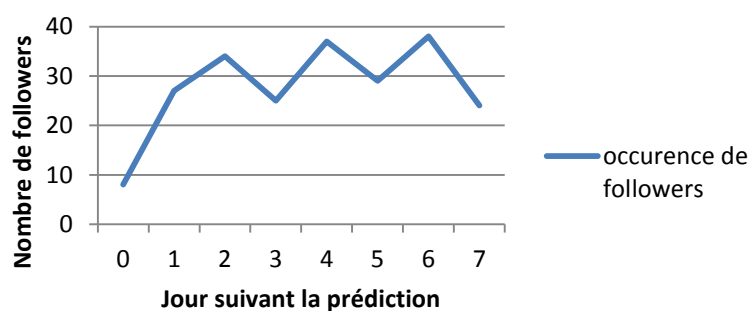


Figure 12 Distribution de l'occurrence des followers selon le jour suivant la prédiction (données AG et BL)

En ce qui concerne la restriction de l'intervalle au niveau du jour de la semaine, Precobs pourrait prendre en compte des analyses temporelles pour restreindre l'intervalle de temps. De manière générale, l'occurrence de cambriolages résidentiels est par exemple le moins élevée les dimanches. De telles connaissances pourraient aider à restreindre l'intervalle de la prédiction, mais elles ne sont pas prises en compte par Precobs.

La restriction au niveau du moment du jour serait très utile. Au RLZ (*Regionales Lagezentrum*) au niveau du PKNW (*Polizeikonkordat Nordwestschweiz*), ainsi qu'au niveau national, des *phénomènes* sont utilisés pour classifier les cambriolages en fonction du moment de la commission³². Un cambriolage trigger qualifié comme cambriolage SERA par exemple, permettrait de restreindre les mesures préventives sur les heures du soir pendant les sept jours de la prédiction pendant les mois d'hiver. Les données importées contiennent ces informations mais elles ne sont pas prises en compte par Precobs. Même si l'indication précise de l'heure de commission est souvent absente, une analyse pondérée de cette dernière pourrait rendre possible la prédiction de l'intervalle de temps au niveau du jour où la probabilité pour l'occurrence de followers est la plus élevée.

Les zones de prédiction

Pour examiner la qualité des zones de prédictions, la *Figure 13* ainsi que la *Figure 31* se trouvant en annexe, permettent de comparer la précision des prédictions des areas individuelles entre elles ainsi que son évolution à travers le temps (d'une période à l'autre).

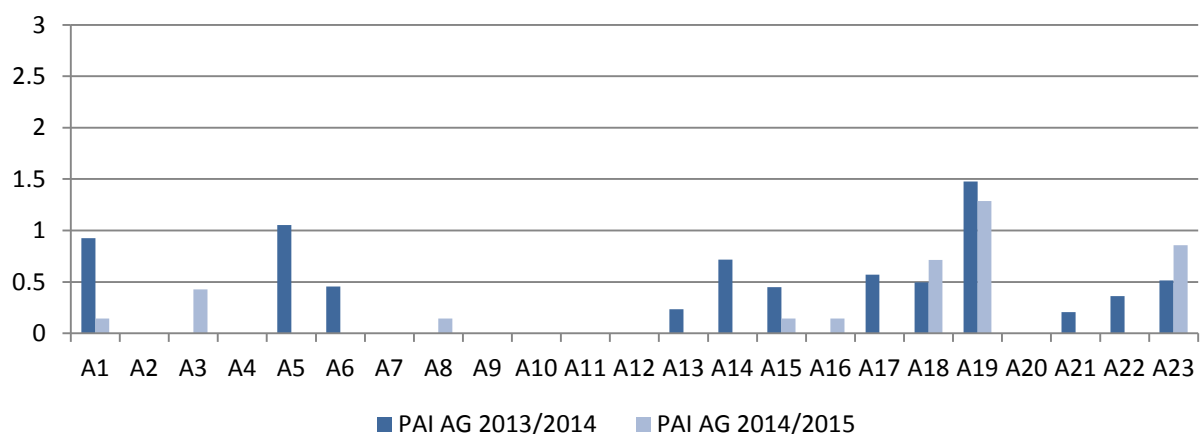


Figure 13 PAI par Area en Argovie

La *Figure 13* permet d'observer qu'en AG l'area A19 montre la meilleure précision de prédiction pendant les deux périodes analysées. A BL, c'est l'area A22 en 2014/2015 et l'area A4 en 2013/2014 qui fournissent les meilleurs résultats (*Figure 31* en annexe). Néanmoins, il n'est pas possible de se prononcer sur la qualité de ce «meilleur».

En général, des cambriolages ont été prédits dans moins d'areas pendant la période d'hiver 2014/2015 (8 areas sur 23 en AG et 17 sur 34 areas à BL) par rapport à celle de 2013/2014 (12 areas sur 23 en AG et 29 sur 34 areas à BL). Il y a des areas dont des cambriolages n'ont été prédits que dans une période et d'autres qui n'en ont pas du tout pendant les deux périodes. Les

³² Ces phénomènes correspondent à GIORNO (cambriolages commis le jour), SERA (cambriolages commis le soir) et NOTTE (cambriolages commis la nuit).

valeurs du PAI varient de 0 à 1.5 en AG et de 0 à 2.5 à BL. Cet intervalle ne semble pas assez large pour provoquer de grandes différences entre les areas.

Cet indicateur n'informant pas sur le degré de la qualité, l'échelle ajustée a été établie pour classer les areas (*Figure 14*).

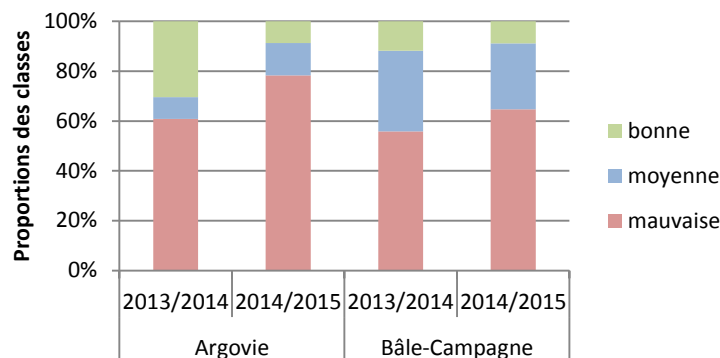


Figure 14 Proportions des classes de l'échelle ajustée

En général, environ 10% des areas montrent une bonne qualité de prédiction, sauf pendant la période 2013/2014 en AG, où ce pourcentage est d'environ 30%. La proportion des areas montrant une «moyenne» qualité se trouve autour de 30% à BL, et d'environ 10% en AG. La classe la plus représentée est celle des areas montrant une «mauvaise» qualité. De nouveau, des mesures préventives efficaces mises en œuvre sur la base de Precobs pourraient être à l'origine de cette dernière observation. De plus, cette dernière pourrait être renforcée par le fait que ladite proportion augmente de la période de simulation à la période d'emploi opérationnel.

De nouveau il faut relever que cet indicateur ne prend pas en compte le nombre total des prédictions générées. Puisqu'une prédiction peut être à la source de plusieurs cambriolages prédits, cette information pourrait s'avérer intéressante.

Résumé

L'analyse de la qualité des prédictions a montré un caractère aléatoire de Precobs et une attribution de followers aux Hits qui est questionnable. Une correspondance entre les triggers et leur(s) follower(s) n'est que très rarement atteinte. L'exploitation plus poussée des informations temporelles et des connaissances à disposition pour la génération d'une prédiction de sept jours pourrait être envisagée. Ces analyses ne permettent pas de juger les prédictions de bonne qualité, ce qui amène une infirmation de l'**hypothèse H1**.

Tout de même, l'observation a été faite que les polices utilisant Precobs peuvent et doivent influencer la qualité des données, par exemple à l'aide de décisions organisationnelles, telles que l'édiction de la directive en AG, pour éventuellement avoir un impact sur la qualité des prédictions. De manière générale, Precobs a montré des résultats en AG qui pourraient être expliqués par des mesures efficaces mises en œuvre par la police. Ce constat amène à la deuxième hypo-

thèse traitée dans le cadre de ce travail. Est-ce qu'un effet positif significatif sur le taux de cambriolages des deux cantons peut être observé depuis l'implémentation de Precobs ?

4.2 L'évolution du taux de cambriolages

L'évolution intra-cantonale

La surface cantonale totale d'AG mesure 1403.81 km² dont 238.65 km² (17%) sont habités. Le canton BL a une surface totale de 517 km² dont 82.88 km² (16%) sont habités.³³

La *Figure 15* montre que sur les deux périodes analysées, 29% des cambriolages résidentiels d'AG ont eu lieu dans les zones de prédiction en 2013/2014 et 24% en 2014/2015. Pour le canton BL, ce pourcentage est d'environ 50% pour les deux périodes. Ainsi, la distribution des cambriolages résidentiels montre une certaine stabilité à travers le temps. À BL, le taux de cambriolages des areas est le double de celui d'AG. Le fait que les areas désignées dans le canton de BL couvrent 30% de la surface cantonale habitée, alors qu'en AG cette proportion n'est que de 13% (*Figure 34*), pourrait être à l'origine de cette différence.

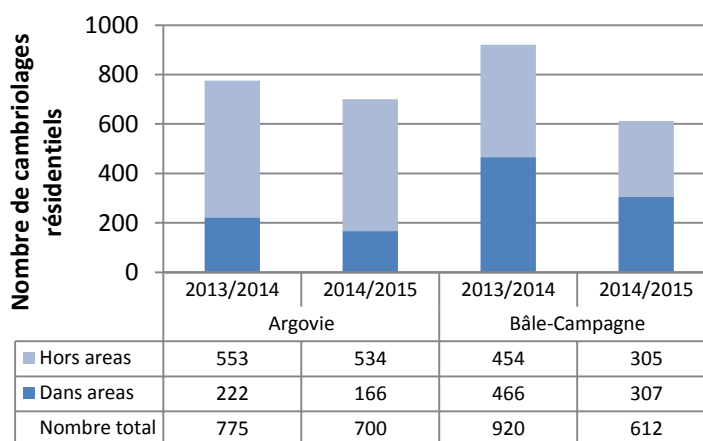


Figure 15 Distribution des cambriolages résidentiels

Par rapport à la période de référence, le nombre total absolu de cambriolages en AG a diminué d'environ 10%, à BL de 33%. Dans les zones de prédiction, il y a une diminution de cambriolages de 25% en AG et de 34% à BL. En dehors des areas, les cambriolages ont également diminué, notamment d'environ 3% en AG et de 33% à BL. Cela pourrait signifier que les mesures préventives ayant été mises en œuvre dans les areas, suite à une prédiction de Precobs, présentaient une certaine efficacité. De plus, le nombre de cambriolages dans le reste du canton a également subi une légère diminution, pourrait montrer qu'un effet de déplacement n'a pas eu lieu.

³³ Ces chiffres sont tirés des sites Internet suivants (dernier accès 09.05.2015) :

AG : https://www.ag.ch/de/bvu/raumentwicklung/grundlagen/raumb Beobachtung/raumb Beobachtung_1.jsp

BL : <http://www.are.admin.ch/themen/agglomeration/00667/00676/index.html?lang=de>

La *Figure 35* en annexe montre l'évolution du nombre de cambriolages recensés en AG pour une même période temporelle, mais pendant des années différentes. Au cours de la période 2013/2014, il y a eu une diminution de 4% des cambriolages par rapport à la période précédente et dans la période 2014/2015, une diminution de 10% par rapport à la période 2013/2014. Ainsi une tendance de diminution du nombre de cambriolages peut être observée. De plus cette diminution a doublé dans la période où Precobs a été implémenté par rapport à la précédente. De la semaine 52 à la semaine 6 – à l'exception de la semaine 4 – un nombre inférieur de cambriolages peut être observé en 2014/2015 par rapport aux périodes précédentes, surtout par rapport à la période 2013/2014. Ces semaines ont également été mises en évidence lors des analyses de la première hypothèse H1 : le taux d'erreur et le taux de faux positifs y sont élevés, alors que le Hit Rate est bas. Ces éléments permettent d'envisager que l'implémentation de Precobs a un effet visible sur le taux de cambriolages en AG pendant ces semaines.

La *Figure 16* et la *Figure 17* montrent une courbe cumulée du nombre des cambriolages situés dans le canton et de ceux situés dans les areas. En comparant ces deux graphiques, la différence entre la quantité de cambriolages situés dans les areas d'AG (24%) et de BL (50%) peut de nouveau être observée comme dans la *Figure 15*. Dans la *Figure 16* les courbes des areas montrent une évolution similaire à celle des courbes du territoire cantonal autour des areas. Dans ce dernier, un changement de la tendance pendant la période 2014/2015 peut être observé à la semaine 4 et dans les areas à la semaine 52. Il s'agit d'une stagnation qui pourrait être liée à l'observation d'une augmentation du taux d'erreur et de faux positifs et négatifs pendant plusieurs semaines (semaine 1 à 6) mentionnée lors des analyses de la qualité des prédictions. Il se pourrait de nouveau que des prédictions suivies de mesures préventives soit à l'origine d'une telle stagnation, car le taux d'erreur et de faux positifs étaient élevés et le Hit Rate bas pendant ces semaines.

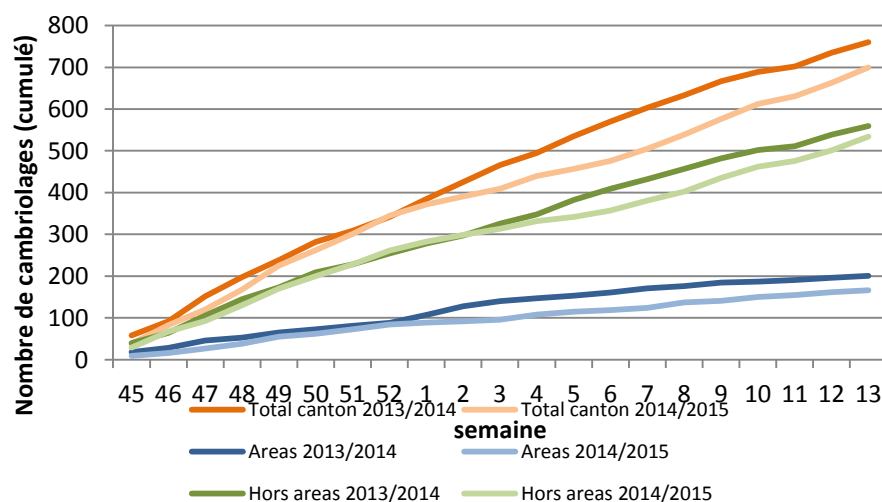


Figure 16 Nombre de cambriolages cumulé d'Argovie par semaine

Dans la *Figure 17* les courbes des areas montrent une allure similaire à celle des courbes des cambriolages ayant eu lieu en dehors des areas. Un changement dans la courbe des areas peut être observé à la semaine 49 de la période 2014/2015. La courbe y atteint un plateau qui s’observe également dans celle des cambriolages hors des areas. La diminution de 33% dans les deux types de territoire est de nouveau constatée.

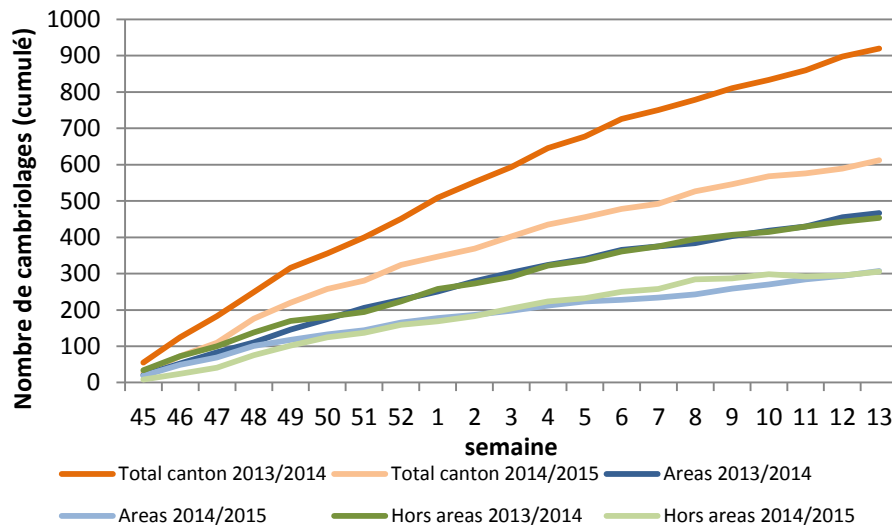


Figure 17 *Nombre de cambriolages cumulé de Bâle-Campagne par semaine*

Si un système de prédiction, ainsi que les mesures mises en œuvre sont fiables et efficaces, un changement significatif devrait être visible dans les données – sous forme d’un changement de l’évolution du taux de cambriolages par exemple – suite à son implémentation. Cette dernière nécessite du temps pour qu’un système de prédiction tel que Precobs fonctionne de manière optimale. L’effet positif est donc susceptible de ne pas apparaître toute de suite après son implémentation. Un changement de l’évolution de la courbe cumulée est observé après l’implémentation de Precobs à la semaine 49 à BL et à la semaine 52 en AG. Cela pourrait être en accord, avec la raison mentionnée ci-dessus, et même en accord avec le fait que Precobs a été implémenté plus tôt à BL qu’en AG.

La *Figure 18*, présente le nombre de prédictions générées et le nombre de cambriolages par semaine dans les areas pendant la période 2014/2015. Lorsque des mesures sont mises en œuvre suite à une prédiction comme cela a été le cas en 2014/2015 et si ces dernières sont efficaces, il devrait avoir une corrélation négative entre le nombre de prédictions et le taux de cambriolages. Le taux de cambriolages devrait être plus bas pendant que des fausses prédictions sont en cours. Cette observation ne peut pas être faite à BL. La courbe du nombre de fausses prédictions y suit en général l’évolution de celui du nombre de cambriolages dans les areas. En AG par contre, le taux de fausses prédictions montre une telle corrélation négative décrite précédemment à partir de la semaine 48. Au début de la période de la semaine 1 à 6 – déjà mentionnée précédemment

– il est possible de constater qu'il y a eu relativement beaucoup de fausses prédictions et très peu de cambriolages dans les areas. Ceci soutient l'hypothèse qu'un effet positif pourrait avoir eu lieu en AG suite à l'implémentation de Precobs. D'un autre côté, cette période avait également attiré l'attention dans les résultats de BL précédemment, mais aucun effet positif ne peut y être constaté. De plus, il est possible de remarquer que le taux de cambriolages dans les areas d'AG montre – parfois de manière décalée – les mêmes tendances que celles de BL ce qui ne devrait pas être le cas, lorsqu'un effet positif peut être constaté dans un canton mais pas dans l'autre.

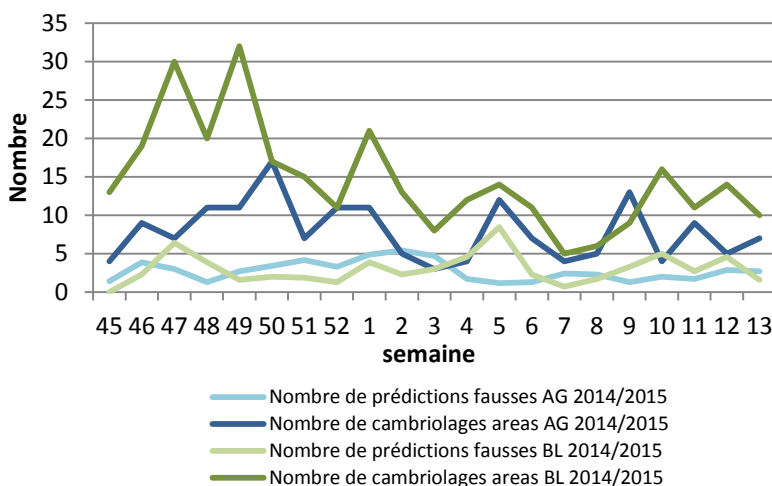


Figure 18 *Nombre de fausses prédictions et de cambriolages situés dans les areas pendant la période 2014/2015*

Ainsi, en AG un effet positif sur le nombre de cambriolages dans les areas par rapport au territoire en dehors des areas pourrait avoir eu lieu. Cependant certains arguments ne permettent pas de soutenir cette hypothèse. L'effet positif ne peut pas être attribué de manière évidente à Precobs.

Il serait plus pertinent de faire cet examen du taux de cambriolages considérant cette période sur plusieurs années. Une évaluation de l'intra- et intervariabilité³⁴ de ce taux pourrait s'avérer utile pour qualifier les variations dans les tendances, dans le sens où elles pourraient être désignées *significatives* ou non. L'acquisition des données étant manuelle, cet examen a été limité à ces deux périodes.

L'évolution inter-cantonale

Une autre approche pour évaluer un effet positif potentiellement imputable à Precobs est la comparaison de l'évolution du taux de cambriolages d'AG et de BL avec d'autres cantons, servant d'une sorte de groupe de contrôle pendant la même période. Au niveau des cantons faisant

³⁴ L'intravariabilité est définie par rapport aux variations du taux de cambriolage de façon hebdomadaire pendant la période pilote de Precobs au cours de l'hiver 2014/2015. L'intervariabilité est définie par rapport aux variations de la période pilote de l'hiver 2014/2015 avec les périodes d'hiver précédentes.

partie du PKNW, les graphes présentent une allure similaire (*Figure 19*) à celui d'AG et de BL. Le pic maximal des cambriolages est observé à la semaine 47 au niveau du concordat, décalé d'une semaine (semaine 48) à BL et encore d'une semaine (semaine 49) en AG. C'est à partir de la semaine 4 où les tendances se distinguent. Le graphe de BL montre une diminution tout en gardant une allure similaire à celle du graphe d'AG qui montre le taux le plus élevé de la semaine 7 à 13 – à l'exception de la semaine 11. La courbe du PKNW reste plus ou moins stable. Le constat que des tendances similaires ont été observées dans les cantons voisins n'utilisant pas de système de prédiction, ne permet pas d'imputer un effet positif sur le taux de cambriolages à Precobs. De plus, les cantons AG et BL ont mis l'accent sur la lutte contre les cambriolages d'habitations en 2014/2015 et ont mis des ressources importantes dans les mesures préventives. Il se pourrait que, si dans tous les cantons le taux de cambriolage diminue sauf dans les areas d'AG, où une légère diminution de 4% s'est produite, un effet de déplacement de cambriolages résidentiels ait eu lieu en AG. Cela signifierait que les mesures préventives y étaient efficaces, mais que leur résultat ne l'est pas. Cela pourrait expliquer la différence remarquable entre la diminution du taux de cambriolage cantonal de BL (33%) et d'AG (10%).

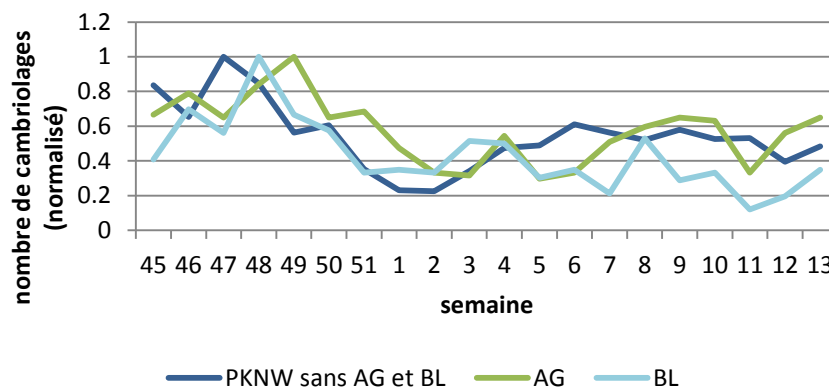


Figure 19 Comparaison des tendances du nombre de cambriolages de cantons utilisant Precobs avec les cantons du PKNW (sans semaine 52, valeurs normalisées avec les valeurs maximales)

Résumé

De manière générale en AG et à BL le taux de cambriolages a diminué dans la période d'implémentation de Precobs par rapport à la période précédente et des tendances similaires d'évolution de ce taux ont été constatés dans l'environnement avoisinant n'employant pas de système de prédiction tel que Precobs. En AG une diminution disproportionnelle du nombre de cambriolages dans les areas par rapport à celle en dehors des areas a eu lieu. Cette dernière pourrait être due aux mesures préventives mises en œuvre. Par contre, il est possible qu'un effet de déplacement des cambriolages résidentiels se soit produit, car dans l'environnement avoisinant l'AG, il y a eu une diminution remarquable alors que la diminution dans le territoire d'AG en dehors des areas elle était faible. Ainsi, dans le cadre de cette analyse l'**hypothèse H2**, qu'un effet signifi-

catif sur le taux de cambriolage depuis l'implémentation de Precobs est atteint, ne peut pas être corroborée.

4.3 Limites et incertitudes

De manière générale, la méthode utilisée dans le cadre de ce travail présente certains points faibles. Étant donné qu'un export des données de Precobs n'est pas possible, les données ont été acquises et évaluées manuellement. Cette étape est susceptible d'être une source d'erreur et de subjectivité. L'utilisation des données des cantons AG et BL augmente la quantité de données et permet éventuellement d'obtenir des résultats et interprétations statistiquement plus pertinents. Cependant, la question de la représentativité statistique des données n'a pas été traitée dans le cadre de ce travail.

Les taux de faux positifs et faux négatifs sont des approximations et il faut donc être prudent avec l'information qu'ils véhiculent. Les incertitudes sur les vrais négatifs et les faux négatifs n'ont pas été évaluées mais sont considérées comme élevées. Par exemple, pour les recenser, seule la présence ou l'absence d'un cambriolage a joué un rôle et non ses caractéristiques. Chaque cambriolage n'ayant pas généré une prédiction mais ayant été suivi par au moins un autre dans un intervalle de sept jours a été systématiquement désigné comme faux négatif. Mais le fait qu'un tel cambriolage consécutif aurait lui-même pu être suivi d'un cambriolage dans ses prochains sept jours, mais sortant de l'intervalle de sept jours de celui désigné faux négatif, n'a pas été pris en compte.

Le PAI et le Hit Rate peuvent partiellement être appliqués pour évaluer la précision des prédictions. Ils sont utiles pour faire des comparaisons comme la meilleure précision d'une area par rapport à une autre. Néanmoins, il est impossible de connaître le degré de ce «meilleur». L'échelle ajustée a été établie et même si elle permet de classer les areas en fonction de ces deux indicateurs, elle ne prend pas en compte la taille des areas. Cette échelle reste une approximation à titre indicatif. La proportion de paires de near repeats est une valeur se référant à tout le canton. Il semble justifié de la définir comme maximum de l'échelle, car les zones de prédictions sont susceptibles d'avoir une affinité pour les near repeats et donc la proportion de near repeats dans ces zones devraient atteindre la proportion maximale de tout le canton.

Ces indicateurs ont un inconvénient commun : ils ne permettent pas de directement prendre en compte le nombre total de prédictions générées pour aboutir au nombre d'infractions prédites. Le nombre de prédictions est important pour un corps policier, car des prédictions diffusées engendrent un dispositif important de ressources.

Une incertitude en lien direct avec Precobs et qui mérite également d'être abordée est l'existence du phénomène de near repeats ayant constitué une prémisse dans le cadre de ce travail. Il est questionnable de savoir si ce phénomène existe de la manière dont il est défini pour Precobs dans les deux cantons. La même distance définie de 500 mètres est utilisée dans l'environnement rural ainsi que dans les villes. De plus, une incertitude est liée à l'intervalle de temps de la commission du cambriolage, ce qui est souvent le cas des cambriolages. Ainsi les deux composantes d'information du phénomène de near repeats sont entourées d'incertitudes n'ayant pas fait l'objet d'une analyse.

La prédiction de cambriolages par un logiciel est soumise à des contraintes. Un point important est la fiabilité et validité des données à disposition. Selon Perry *et al.* (2013) une méthode prédictive ne peut pas fournir une meilleure qualité que celle des données de base.³⁵ Est-ce que ces données sont complètes et représentatives ? Dans le cadre de ce travail uniquement la première partie de cette question a été abordée et cela seulement sur une partie des données. Le problème principal dans l'acquisition des données est qu'elle est effectuée par une multitude de personnes différentes lors d'étapes diverses (enregistrement de la déclaration de la victime, traitement par plusieurs analystes). Un enregistrement standardisé est problématique. Une approche permettant de remédier partiellement à ces faiblesses est présentée dans la section suivante.

4.4 Le rôle de la trace matérielle dans le predictive policing

Un des points les plus importants pour une prédiction précise d'infractions concerne la qualité des données et la compréhension de leur signification. Vu que le cambriolage est en général une infraction en absence du lésé, certaines données sont souvent imprécises, notamment celles concernant le moment de la commission du cambriolage (Ratcliffe, 2006). Cela vaut également pour Precobs. Mise à part des informations situationnelles (type d'habitation), temporelles (moment de la commission du cambriolage) et spatiales (lieu), Precobs se base sur le butin et mode opératoire pour détecter les auteurs sériels.

Selon Ribaux (2014), la comparaison des modes opératoires constitue la base de la plupart des méthodes de détection visant les auteurs sériels. La manière de commettre le forfait se reflète dans les données recueillies. Néanmoins, des recherches ont montré qu'une manière de procéder constante d'un auteur, ce qui permettrait de distinguer des auteurs entre-eux, n'a encore jamais été démontrée (Grubin *et al.*, 2001). Les auteurs peuvent être polymorphes et adaptent la manière de passer à l'acte aux opportunités et aux circonstances immédiates (Ribaux, 2014). De plus, des auteurs agissent également dans des groupes et transmettent leur savoir-faire et leur

³⁵ L'importance de ce point peut être soulignée par l'expression «*Garbage in, garbage out.*».

connaissance. Ainsi, même si un mode opératoire est spécifique, il est toujours susceptible d'imitation et un même mode opératoire ne signifie pas qu'il s'agit d'un même auteur.

En outre, le recueil de données est une activité très subjective et les analystes qui espèrent utiliser le mode opératoire comme méthode pour lier les crimes se basent sur l'idée utopique que tous les policiers enregistrent les faits de la même manière (Ratcliffe, 2012). Le mode opératoire est reconstruit sur la base de perceptions individuelles, de connaissances et de traces matérielles. Cette reconstruction donne la possibilité d'introduire beaucoup d'incertitudes lorsqu'il s'agit de décrire et d'intégrer le mode opératoire dans une banque de données. Cette incertitude est difficile à mesurer et à exprimer (Ribaux, 2014).

Dans les données pour Precobs, l'indication du butin se base sur les rapports du lésé et le mode opératoire est reconstruit. Cette reconstruction n'est pas sujette à la perception et au rapport d'une victime, mais chaque intervenant peut classifier le mode opératoire d'une manière différente. Ensuite, ces informations sont encore reprises par les analystes qui récoltent ces données et qui finalement les intègrent dans Precobs. Ceux-ci sont susceptibles d'être une autre source d'incertitude, car ils peuvent changer la classification selon leur gré. Cela ne joue pas un rôle pour Precobs, car les modes opératoires y sont classifiés de manière générale. C'est-à-dire que c'est «la porte forcée» qui est considérée être une caractéristique trigger, peu importe qu'il y ait eu utilisation d'un outil ou de force corporelle. De plus, le butin comme critère pour la prédiction de cambriolages d'auteurs sériels peut être remis en question. Dans la plupart des cas de l'argent ou des bijoux, c'est-à-dire des objets étant caractérisable par *CRAVED* (section 2.2.1), sont volés. Dans cette optique les critères trigger de Precobs ne semblent pas permettre de prédire des auteurs sériels spécifiques, mais plutôt de différencier de manière générale entre caractéristiques trigger et anti-trigger. Ainsi, l'intérêt de Precobs n'est pas la caractéristique en soi, mais si cette dernière est désignée trigger ou pas. Ce constat suggère que Precobs ne vise pas les auteurs sériels, mais plutôt les auteurs étant susceptibles de changer leur manière de procéder lors d'un cambriolage en fonction des opportunités qu'ils rencontrent, c'est-à-dire des auteurs prolifiques. La classification trigger/anti-trigger sert ainsi à distinguer les cambriolages commis par ces derniers de ceux commis par des auteurs occasionnels.

Les traces matérielles permettraient de remédier à certains des problèmes évoqués concernant la détection d'auteurs sur la base du mode opératoire et du butin. Elles ne sont que rarement utilisées de manière systématique et coordonnée. La matérialité de la trace est une caractéristique importante: elle est directement observable, mesurable et comparable. Cela donne la possibilité d'évaluer également les incertitudes qui sont susceptibles d'y être liées. Les caractéristiques si-

milaires de deux traces peuvent parfois indiquer qu'elles ont la même origine et laissent ainsi supposer qu'un même auteur a laissé cette trace et cela indépendamment du fait qu'il s'agisse du même mode opératoire ou non. Ainsi la trace matérielle n'est pas soumise à la diversification ou à l'adaptation du mode opératoire. De plus, la trace est neutre et ne constitue pas une information récoltée de manière intrusive. Ainsi, elle fournit non seulement des informations solides, mais permet également d'éviter la stigmatisation (Ribaux, 2014).

La trace matérielle comme critère trigger pourrait constituer un apport non négligeable pour un système de prédiction qui vise la détection d'auteurs sériels. Mais sa réalisabilité est peu probable. Tout d'abord, elle permettrait de nuancer l'incertitude liée à la diversification potentielle d'un auteur sériel. Bien que l'auteur change sa manière d'agir à cause des circonstances immédiates entourant la situation, sa trace de soulier qu'il laisse en passant soit par la porte, soit par la fenêtre reste la même. De la même manière, la trace matérielle permet également de distinguer les auteurs qui procèdent de la même manière lors de la commission d'un cambriolage. Par ailleurs, un cambriolage trigger montrant comme caractéristique dans la catégorie trace matérielle par exemple une trace de soulier et que cette dernière montre des spécificités (ex. type de chaussure très rare), cette information pourrait même être utilisée lors de l'intervention des patrouilles (ex. en étant attentif au type de chaussure) ou bien pour guider l'investigation d'un follower. Cependant, dans le cas des traces de souliers, la viabilité d'une telle trace est limitée.

Le plus grand inconvénient de la trace matérielle, principalement liée à la trace d'ADN, en tant que critère trigger, serait que son acquisition, traitement et analyse nécessite plus de temps et elle ne pourrait pas être utilisée quotidiennement «en temps réel», comme c'est le cas des traces situationnelles ce qui est de première importance dans le predictive policing. La proactivité ne peut pas se baser sur les traces matérielles en l'état actuel dans les cantons AG et BL.

Mais les traces matérielles, surtout la trace d'ADN, pourraient être utilisées d'une autre manière dans le cadre du predictive policing. L'analyse spatio-temporelle d'informations concernant des cas liés, c'est-à-dire des séries déjà détectées, permet de reconnaître et de prédire des patterns de déplacement. Lorsque les analyses spatio-temporelles des données des trois années précédentes montrent la présence récurrente d'une trace d'ADN particulier, cette dernière pourrait éventuellement permettre de prédire des patterns de déplacement de cet auteur.

5 Conclusion

Les théories criminologiques sur lesquelles est appuyée la prédictibilité du crime englobent tout le processus du predictive policing. Elles servent non seulement comme base pour les méthodes d'analyses prédictives, mais elles peuvent également fournir des mesures préventives.

Precobs est un outil pour la lutte contre les cambriolages résidentiels s'appuyant sur le phénomène near repeats et les points chauds. Les analyses effectuées dans le cadre du présent travail n'ont pas permis de juger le système robuste, car il montre une nature aléatoire, et fournit des prédictions de qualité discutable. De plus, aucun effet positif significatif sur le nombre de cambriolages résidentiels des cantons Argovie et Bâle-Campagne imputable sans équivoque à Precobs n'a pu être constaté depuis son implémentation. Cependant, Precobs est une technologie récente et en constante évolution. Un potentiel de développement existe.

Certains inconvénients liés aux traces situationnelles exploitées par Precobs pourraient être évités à l'aide des traces matérielles. Cependant, elles présentent elles-mêmes des inconvénients, dont le temps nécessaire pour leur acquisition et gestion, ainsi que leur viabilité, qui posent des problèmes pour leur utilisation dans Precobs. Tout de même, les traces matérielles pourraient fournir un apport pour le predictive policing, à savoir la prédiction de patterns de déplacement à travers l'analyse spatio-temporelle de séries détectées.

Le predictive policing consiste en un processus, dont Precobs et ses prédictions ne sont qu'une partie du travail, la finalité étant l'application des mesures opérationnelles ou préventives pour réduire la criminalité. De même, le logiciel n'est qu'un outil et non la méthode ou la fin en soi. L'analyste peut et doit avoir une influence, soit en mettant un effort sur la qualité des données, soit en prenant une décision quant à la diffusion des prédictions.

Precobs s'avère utile aux corps policiers d'Argovie et de Bâle-Campagne. Dans la pratique, les policiers apprécient d'avoir une prédiction, peu importe sa qualité et base théorique. L'utilité consiste principalement dans l'analyse de points chauds qui fournit l'IfmPt et qui n'est pas effectuée par les analystes des deux polices cantonales. En vertu des résultats obtenus dans le cadre de ce travail, il est considéré qu'il serait plus raisonnable et plus économique de mettre en place une méthode de prédiction basée sur des points chauds moins sophistiquée au niveau technologique et informatique, c'est-à-dire une qui peut être mise en place par les analystes des polices. Les conditions nécessaires, à savoir les ressources informatiques et humaines, sont existantes dans les cellules d'analyse criminelle des deux polices cantonales. Dans un futur travail, une comparaison permettrait d'évaluer si des résultats de qualité similaire pourraient être atteints avec l'outil alternatif.

6 Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier le Professeur Quentin Rossy qui m'a aidé à mettre en œuvre et réaliser ce projet.

Mes remerciements vont également au Commandant de la police cantonale d'Argovie, Monsieur Michael Leupold, à Monsieur André Zumsteg, ainsi qu'à Monsieur André Gloor. Grâce à eux, la réalisation du projet encadrée d'un stage au LAZ a été rendue possible. De plus, je remercie le Commandant de la police cantonale de Bâle-Campagne, Monsieur Mark Burkhard, Monsieur Martin Grob et Monsieur Valentin Flury pour la mise à disposition des données.

Je remercie à Dr. Thomas Schweer de l'IfmPt pour son intérêt, son ouverture et sa disponibilité.

Des remerciements particuliers vont à tous les employés du LAZ pour leur confiance, leur soutien professionnel, leur serviabilité, mais surtout pour leur accueil chaleureux au sein du groupe.

Finalement, mes remerciements vont à Marie-Laure Gilgien, Lukas Ineichen, Christof Schürch, Fabian Zemp et Miguel De Figueiredo pour les discussions inspirantes, la relecture constructive et la correction de ce travail.

7 Bibliographie

- Aebersold P** (2007). *Kriminologie 1: Kriminalitätstheorien*.
<http://ius.unibas.ch/typo3conf/ext/x4eunical/scripts/handleFile.php>.
- Aegli P, Ribaux O et Summerfield E** (2011). *Decision Making in Policing: Operations and Management*, EPFL Press.
- Ainsworth P** (2013). *Offender Profiling Crime Analysis*, Willan.
- Beck C et McCue C** (2009). Predictive Policing: What Can We Learn From Wal-Mart and Amazon About Fighting Crime in a Recession? *Police Chief*, 76(11), 18.
- Bennett T** (2006). Situational Burglary and Housing Interventions. *Reducing Crime: The Effectiveness of Criminal Justice Interventions*, 115-142.
- Bernasco W et Nieuwebeerta P** (2005). How Do Residential Burglars Select Target Areas? A New Approach to the Analysis of Criminal Location Choice. *British Journal of Criminology*, 45(3), 296-315.
- Boba-Santos R** (2012). *Crime Analysis with Crime Mapping*, Sage.
- Bowers KJ et Johnson SD** (2004). Who Commits Near Repeats? A Test of the Boost Explanation. *Western Criminology Review*, 5(3), 12-24.
- Brantingham PJ et Brantingham PL** (2008). Crime Pattern Theory. Dans Wortley R et L Mazerolle (éd.), *Environmental criminology and crime analysis*, Willan.
- Brantingham PJ et Brantingham PL** (1981). *Environmental Criminology*, Sage Publications Beverly Hills, CA.
- Brantingham PL et Brantingham PJ** (1990). Situational Crime Prevention in Practice. *Canadian Journal of Criminology*, 32, 17-40.
- Brücher C** (2013). *Rethink Big Data*. Heidelberg, Hüthig Jehle Rehm.
- Burke RH** (2013). *An Introduction to Criminological Theory*, Routledge.
- Carrington PJ, Matarazzo A et DeSouza P** (2005). *Court Careers of a Canadian Birth Cohort*. Ottawa, Statistics Canada, Canadian Centre for Justice Statistics.
- Chainey S, Tompson L et Uhlig S** (2008). The Utility of Hotspot Mapping for Predicting Spatial Patterns of Crime. *Security Journal*, 21(1), 4-28.
- Chen H, Chung W, Xu JJ, Wang G, Qin Y et Chau M** (2004). Crime Data Mining: A General Framework and Some Examples. *Computer*, 37(4), 50-56.
- Clarke RV et Cornish D** (1986). *The Reasoning Criminal*. New York, Springer-Verlag.
- Clarke RV et Eck JE** (2005). *Crime Analysis for Problem Solvers: In 60 Small Steps*. Washington DC, Center for Problem Oriented Policing.

- Cohen LE et Felson M** (1979). Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach. *American sociological review*, 588-608.
- Cornish DB et Clarke RV** (2003). Opportunities, Precipitators and Criminal Decisions: A Reply to Wortley's Critique of Situational Crime Prevention. *Crime prevention studies*, 16, 41-96.
- Cusson M, Dupont B et Lemieux F** (2008). *Traité de Sécurité Intérieure*, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- Eck JE** (1997). What Do Those Dots Mean? Mapping Theories With Data. *Crime mapping and crime prevention*, 8, 379-406.
- Farrell G et Pease K** (1993). *Once Bitten, Twice Bitten: Repeat Victimization and Its Implications for Crime Prevention*. London, Home Office, Police Research Group.
- Farrington DP, Lambert S et West DJ** (1998). Criminal Careers of Two Generations of Family Members in the Cambridge Study in Delinquent Development. *Studies on Crime and Crime Prevention*, 7, 85-106.
- Fattah EA** (1991). *Understanding Criminal Victimization: An Introduction to Theoretical Victimology*, Prentice-Hall Canada.
- Felson M et Boba R** (2010). *Crime And Everyday Life*. Thousand Oaks, Sage.
- Felson M et Clarke RV** (1998). Opportunity Makes the Thief: Practical Theory for Crime Prevention. *Police Research Series Paper*, 98.
- Feltes T** (2004). Wirksamkeit Technischer Einbruchsprävention bei Wohn- und Geschäftsobjekten - Eine Untersuchung unter Besonderer Berücksichtigung von Aktuellem Täterwissen.
- Gluba A** (2014). Predictive Policing - Eine Bestandsaufnahme. *Kriminalistik*, 6, 347-352.
- Groff ER et La Vigne NG** (2002). Forecasting the Future of Predictive Crime Mapping. *Crime prevention studies*, 13, 29-58.
- Grossrieder L, Albertetti F, Stoffel K et Ribaux O** (2013). Des données aux connaissances, un chemin difficile: réflexion sur la place du data mining en analyse criminelle. *Revue Internationale de Criminologie et de Police Technique et Scientifique*, 66, 99-116.
- Grover V, Adderley R et Bramer M** (2007). Review of Current Crime Prediction Techniques *Applications and Innovations in Intelligent Systems XIV*, Springer.
- Grubin D, Kelly P, Brunson C et Britain G** (2001). *Linking Serious Sexual Assaults Through Behaviour* (Vol. 215), Home Office, Research, Development and Statistics Directorate.
- Hart TC et Zandbergen PA** (2012). *Effects of Data Quality on Predictive Hotspot Mapping*, Final Report Submitted to the National Institute of Justice.
- Hess K, Orthmann CH et Cho H** (2013). *Police Operations: Theory and Practice*, Cengage Learning.

Hess K et Orthmann CH (2009). *Criminal investigation*, Cengage Learning.

Huber M (2015). Datenschützer stellt sich hinter Einbruchs-Software. *Tagesanzeiger*. Retrouvé le 14.03.2015, sur <http://www.tagesanzeiger.ch/zuerich/stadt/Datenschuetzer-stellt-sich-hinter-EinbruchsSoftware/story/30407162>

IfmPt (2014). PRECOBS Operator Handbuch (Vol. Version 1 - 14.10.2014, pp. 42): Institut für musterbasierte Prognosetechnik (IfmPt).

Johnson D (2008). The Near-Repeat Burglary Phenomenon. *Crime Mapping Case Studies: Practice and Research*, 123.

Johnson SD, Bernasco W, Bowers KJ, Elffers H, Ratcliffe JH, Rengert G et Townsley M (2007). Space-Time Patterns of Risk: A Cross National Assessment of Residential Burglary Victimization. *Journal of Quantitative Criminology*, 23(3), 201-219.

Johnson SD et Bowers KJ (2004a). The Burglary as Clue to the Future: The Beginnings of Prospective Hot-Spotting. *European Journal of Criminology*, 1(2), 237-255.

Johnson SD et Bowers KJ (2004b). The Stability of Space-Time Clusters of Burglary. *British Journal of Criminology*, 44(1), 55-65.

Johnson SD, Bowers KJ et Pease K (2013). Predicting The Future or Summarising the Past? Crime Mapping as Anticipation. *Crime Science*, 145.

Johnson SD, Summers L et Pease K (2009). Offender as Forager? A Direct Test of The Boost Account of Victimization. *Journal of Quantitative Criminology*, 25(2), 181-200.

Kantonspolizei-Aargau (2014). *Polizeiliche Sicherheit 2013*.

Kemme S, Hanslmaier M et Stoll K (2011). Kriminalitätsentwicklung 1995 bis 2008: Ergebnisse einer Expertenbefragung.

Klausnitzer R (2013). *Das Ende des Zufalls: Wie Big Data uns und unser Leben vorhersagbar macht*, Satzweiss.com.

Lockwood B (2012). The Presence and Nature of a Near-Repeat Pattern of Motor Vehicle Theft. *Security Journal*, 25(1), 38-56.

Mastrobuoni G (2014). Crime is Terribly Revealing: Information Technology and Police Productivity.

Mayer-Schönberger V et Cukier K (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, And Think*, Houghton Mifflin Harcourt.

McLaughlin LM, Johnson SD, Bowers KJ, Birks DJ et Pease K (2007). Police Perceptions of the Long- and Short-Term Spatial Distribution of Residential Burglary. *International Journal of Police Science & Management*, 9(2), 99-111.

Middendorf R. (2014). Near Repeat Prediction Meta Document - Eine Lesehilfe zu den generierten Prognosedokumenten (pp. 11): Institut für musterbasierte Prognosetechnik (IfmPt).

- Mohler G** (2014). Marked Point Process Hotspot Maps for Homicide and Gun Crime Prediction in Chicago. *International Journal of Forecasting*, 30(3), 491-497.
- Mohler GO, Short MB, Brantingham PJ, Schoenberg FP et Tita GE** (2011). Self-Exciting Point Process Modeling of Crime. *Journal of the American Statistical Association*, 106(493).
- Morgan F** (2001). Repeat Burglary in a Perth Suburb: Indicator of Short-Term or Long-Term Risk? *Crime prevention studies*, 12, 83-118.
- Nackstrand J** (2014). Big Data mit Datenschutz-Risiken. *Deutschlandfunk*. Retrouvé le 01.11.2014, sur http://www.deutschlandfunk.de/polizei-software-big-data-mit-datenschutz-risiken.684.de.html?dram:article_id=302035
- Nix J** (2015). Predictive Policing. *Critical Issues in Policing: Contemporary Readings*, 275.
- Pearsall B** (2010). Predictive Policing: The Future of Law Enforcement. *National Institute of Justice Journal*, 266, 16-19.
- Perry WL, McInnis B, Price CC, Smith S et Hollywood JS** (2013). *Predictive Policing: The Role of Crime Forecasting in Law Enforcement Operations*, Rand Corporation.
- Ratcliffe JH** (2008). *Intelligence-Led Policing*. New York, Routledge.
- Ratcliffe JH** (2009). *Strategic Thinking in Criminal Intelligence*, Federation Press.
- Ratcliffe JH** (2006). A Temporal Constraint Theory to Explain Opportunity-Based Spatial Offending Patterns. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 43(3), 261-291.
- Ratcliffe JH** (2012). *Intelligence-led policing*, Routledge.
- Ribaux O** (2014). *Police Scientifique: Le Renseignement par la Trace*, PPUR, Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Ribaux O et Birrer S** (2010). Iterative Development of Co-operation Within an Increasingly Complex Environment. Example of a Swiss Regional Analysis Centre. *International Police Cooperation. Emerging issues, theory and practice*, 81-100.
- Ridgeway G** (2013). The Pitfalls of Prediction. *NIJ Journal*, 271, 34-40.
- Riklin F** (2013). Einbrüche: Schweiz ist Europameister. *Schweiz am Sonntag*. Retrouvé le 05.11.2014, sur <http://www.schweizamsonntag.ch/ressort/aktuell/2879/>
- Schmidt-Wyk F** (2014). Ein Blick in die Zukunft. *Allgemeine Zeitung*. Retrouvé le 04.11.2014, sur http://www.allgemeine-zeitung.de/wissen/vermishtes/ein-blick-in-die-zukunft_14745452.htm
- Schweer T** (2014a). Near Repeat Prediction Areas Basel-Landschaft - Analytikerbewertung (pp. 26): Institut für musterbasierte Prognosetechnik (IfmPt).
- Schweer T** (2014b). Near Repeat Prediction Polizei Kanton Aargau - Analytikerbewertung (pp. 11): Institut für musterbasierte Prognosetechnik (IfmPt).

Shahidullah SM (2012). *Comparative Criminal Justice Systems: Global and Local Perspectives*, Jones & Bartlett Publishers.

Short M, D’Orsogna M, Brantingham P et Tita G (2009). Measuring and Modeling Repeat and Near-Repeat Burglary Effects. *Journal of Quantitative Criminology*, 25(3), 325-339.

Tobler WR (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic geography*, 234-240.

Townsley M, Homel R et Chaseling J (2003). Infectious Burglaries. A Test of the Near Repeat Hypothesis. *British Journal of Criminology*, 43(3), 615-633.

Vlahos J (2011). The Department of Pre-Crime. *Scientific American*, 306(1), 62-67.

Weisburd D, Telep CW, Braga AA et Groff ER (2010). *The Importance of Place in Policing: Empirical Evidence and Policy Recommendations*, Brottsförebyggande rådet (BRÅ).

Weisel DL (2005). *Analyzing Repeat Victimization*. Washington DC, Office of Community Oriented Policing Services.

Wolfgang ME (1987). *Delinquency in a Birth Cohort*. Chicago, University of Chicago Press.

8 Annexe

8.1 Precobs : les followers et leur classification

Classification de la proximité spatiale (*geography*)

- G0 : pas de proximité spatiale
- G1 : la proximité spatiale entre les deux évènements est plus petite que la distance maximale prédéterminée (radius de 500 mètres). L'évènement peut aussi avoir eu lieu en dehors de l'area.
- G2 : le follower se situe dans un carré rouge. L'évènement peut aussi avoir eu lieu en dehors de l'area et également en dehors de G1.
- G3 : le follower ne se trouve ni dans G1 ni dans G2, mais dans l'area.
- G4 : le follower ne se situe ni dans G1, ni dans G2 et ni dans G3, mais dans la zone excentrée de l'area.

Classification de la proximité temporelle (*time*)

Cette classification est illustrée par l'exemple suivant :

- cambriolage trigger (déclenche une prédiction) → 20.01.2012, 1400h – 20.01.2012, 1600h
- T0 : pas de follower, car le cambriolage a eu lieu avant le trigger → 18.01.2012 1433h
- T1 : follower, car il a lieu après le trigger → 21.01.2012 1600h – 21.01.2012 1800h
- T2 : follower potentiel, car l'intervalle de l'heure se recoupe avec celui du trigger → 20.01.2012 0900 – 21.01.2012 1800h

Uniquement l'auteur ou des témoins et une complétion de données ultérieure pourraient concrétiser l'intervalle de temps du follower potentiel T2 pour déterminer s'il s'agit d'un «vrai» follower ou pas. Jusqu'à ce que ce soit le cas, cet évènement reste classifié comme *follower potentiel* (catégorie T2).

Classification des propriétés (*properties*)

Pour illustrer cette classification, un exemple de la propriété «habitation» est donné :

- P0 : aucune information concernant l'habitation n'est à disposition.
- P1 : la caractéristique de l'habitation du follower est configurée comme trigger
- P2 : la caractéristique de l'habitation du follower n'est pas encore connue.
- P3 : la caractéristique de l'habitation du follower est configurée comme anti trigger
- P4 : la caractéristique de l'habitation du follower est configurée comme neutre

Calcul du succès selon la logique GTP et le rang de follower

Par exemple, la probabilité associée à la catégorie T1 est de manière systématique à 100% et celle de la catégorie T2 à 50%. Lors d'une prédiction, la probabilité de l'occurrence de cambriolages consécutifs, de followers, est calculée comme suit :

1. Détermination des valeurs G, T et P des événements dans l'intervalle temporel de la prédiction. Les valeurs de probabilité (ex. G1=100%, T3=30%, P2=50%) sont déterminées et configurées par l'analyste.
2. Dès qu'une des valeurs est zéro, aucun follower (potentiel) est observé.
3. La moyenne arithmétique est calculée : $F = (G + T + P) : 3$
4. Chaque valeur plus grande que zéro est acceptée comme valeur d'un follower (potentiel) et est indiquée sur l'interface de l'opérateur suivant le rang de follower.

La valeur F calculée est classifiée selon le *follower ranking* (section 2.4.2).

8.2 Données analysées

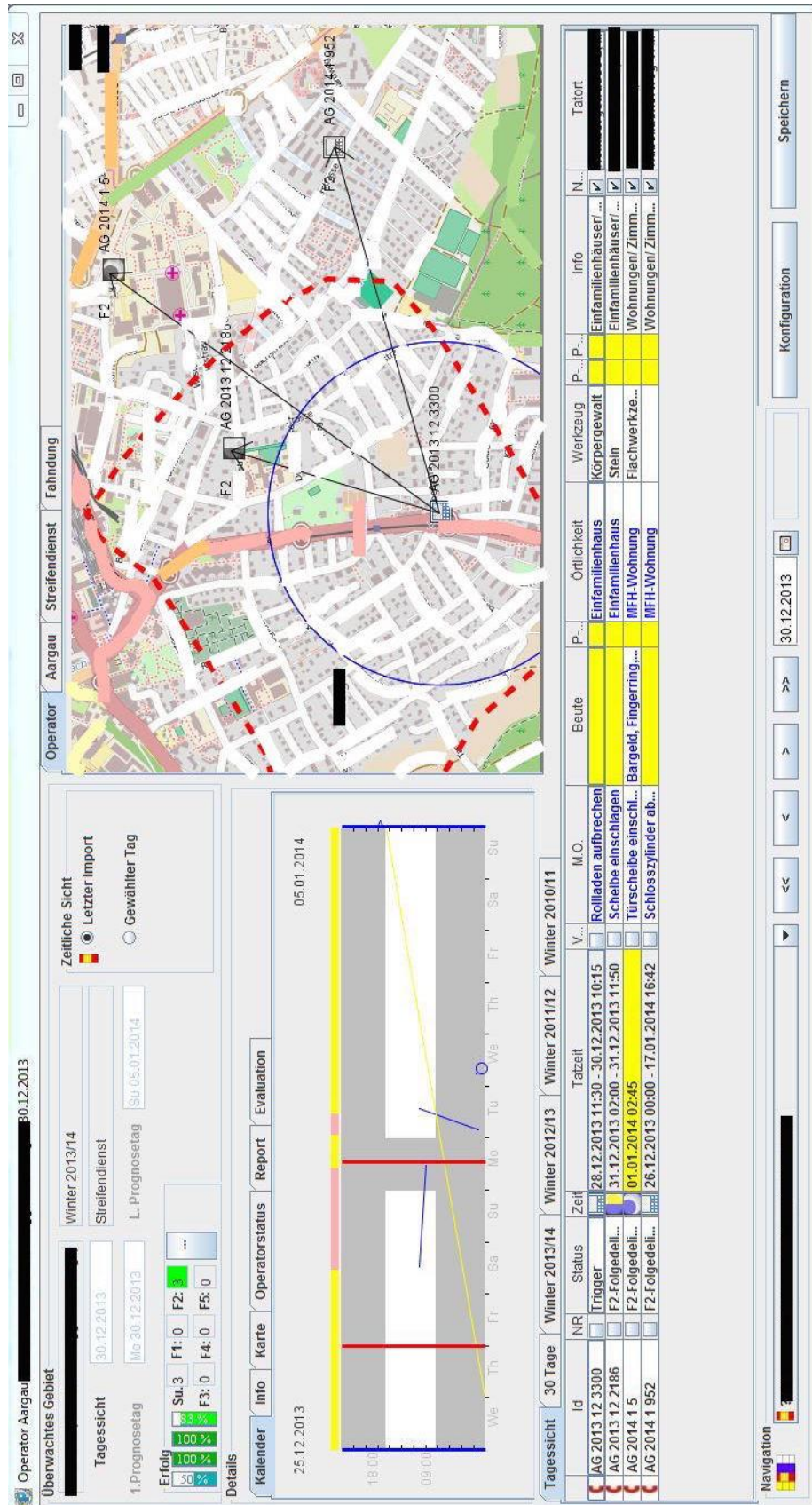


Figure 20 Capture d'écran contenant les informations analysées

8.3 Résultats

8.3.1 La qualité des prédictions

PAI

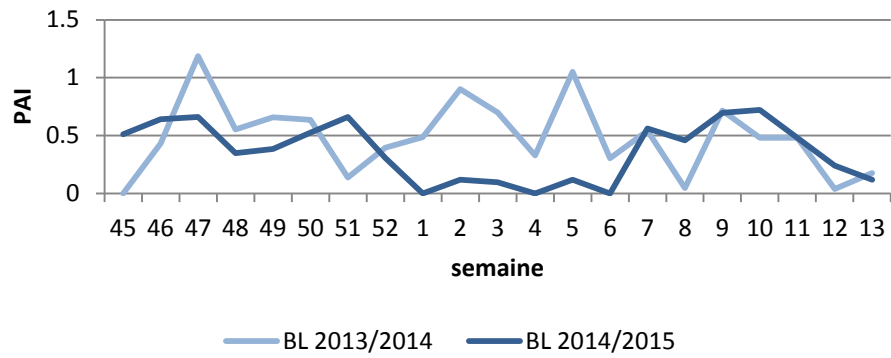


Figure 21 PAI de Precobs à Bâle-Campagne en fonction de la semaine

Taux d'erreur, de faux positifs et de faux négatifs

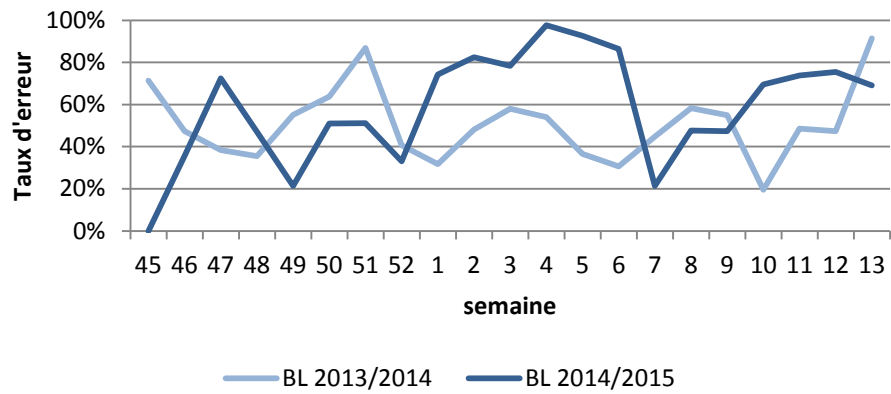


Figure 22 Taux d'erreur de Precobs à Bâle-Campagne en fonction de la semaine

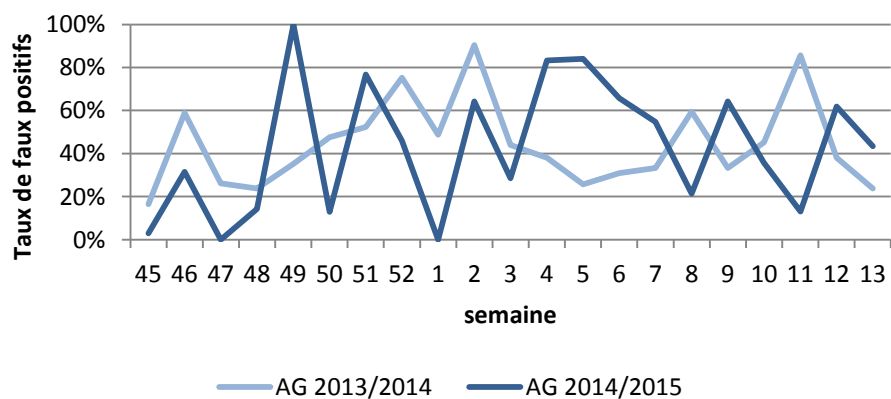


Figure 23 Taux de faux positifs de Precobs en Argovie en fonction de la semaine

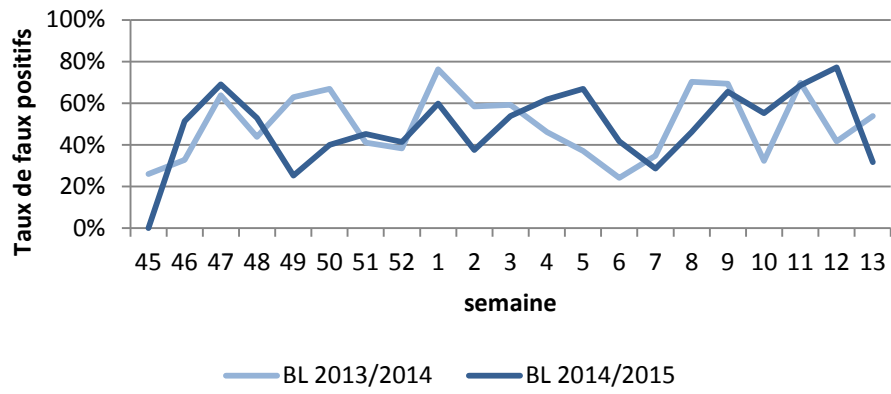


Figure 24 Taux de faux positifs de Precobs à Bâle-Campagne en fonction de la semaine

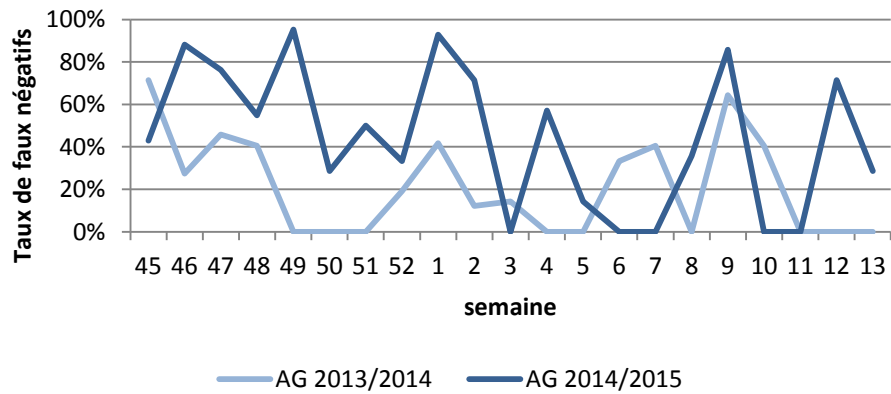


Figure 25 Taux de faux négatifs de Precobs en Argovie en fonction de la semaine

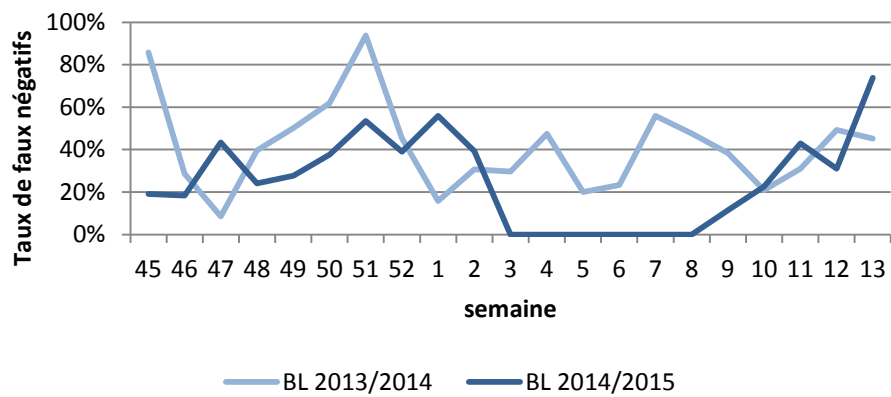


Figure 26 Taux de faux négatifs de Precobs à Bâle-Campagne en fonction de la semaine

Classification des Near Repeat Hits

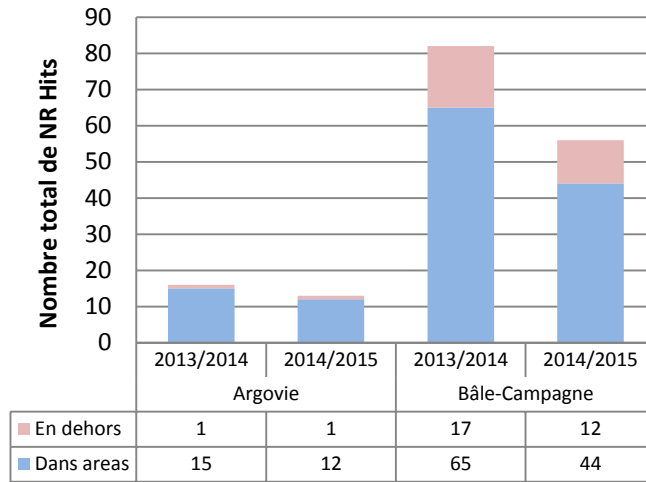


Figure 27 Distinction des Near Repeat Hits (NR Hits)

Proportion de fausses prédictions

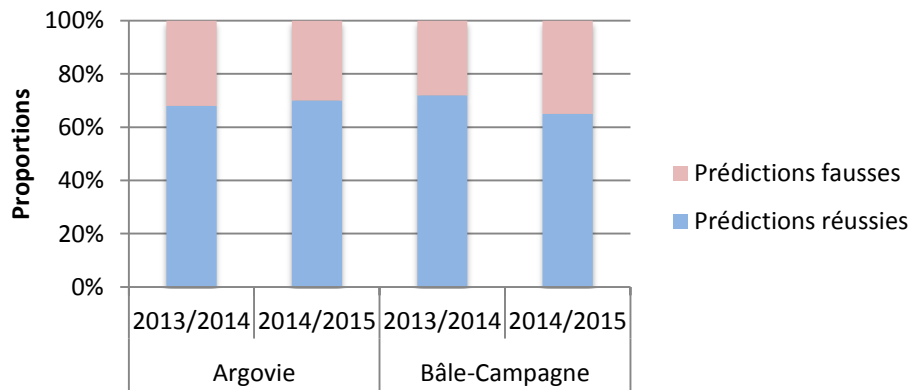


Figure 28 Proportion des fausses prédictions parmi les prédictions jugées réussies par Precobs

Classification des followers

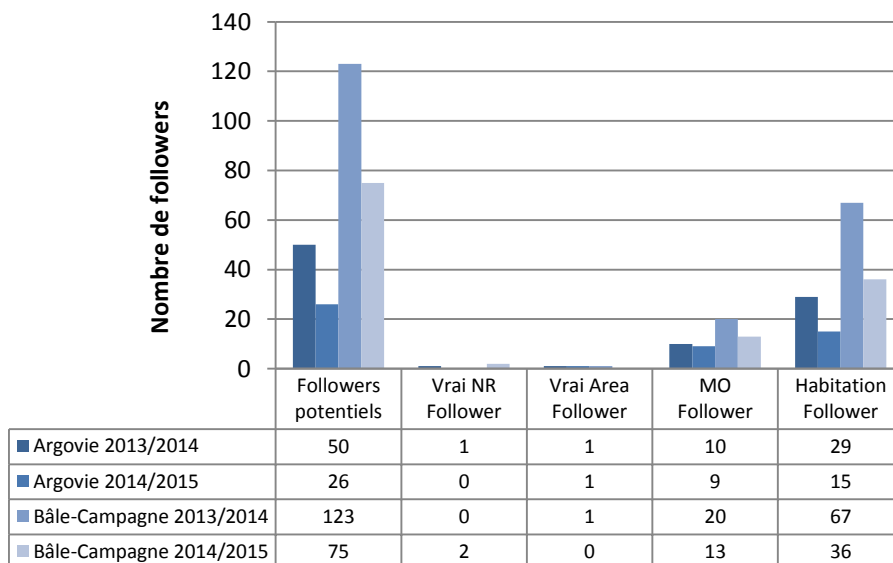


Figure 29 Classification des followers selon la relation avec le trigger (sans données lacunaires)

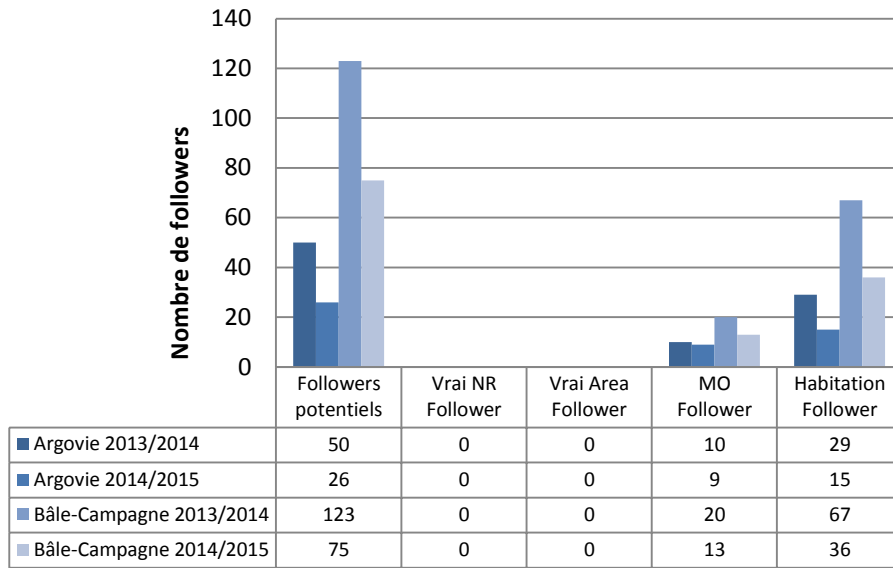


Figure 30 Classification des followers selon la relation avec le trigger (sans données lacunaires)

Les zones de prédiction

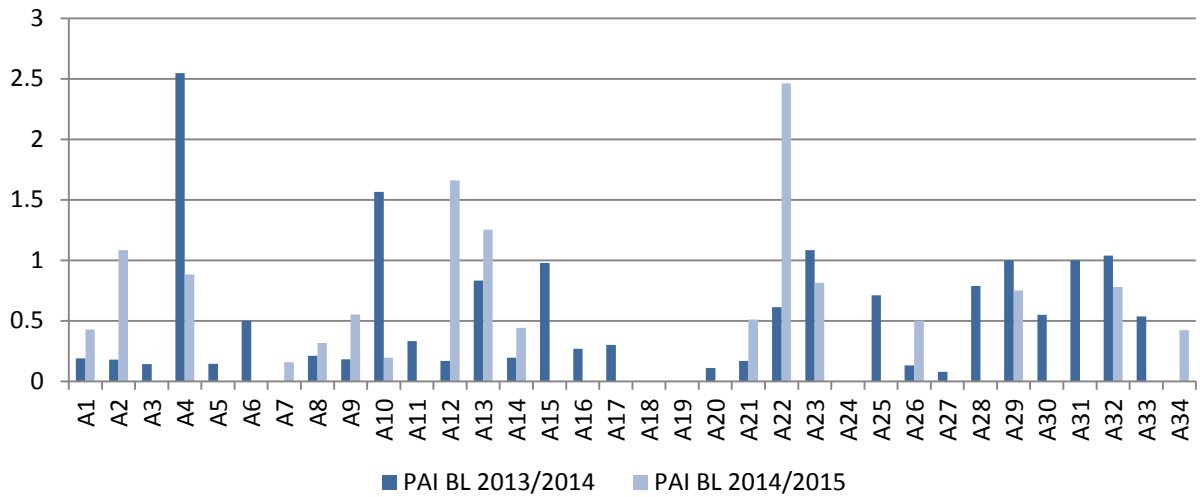


Figure 31 PAI par Area à Bâle-Campagne

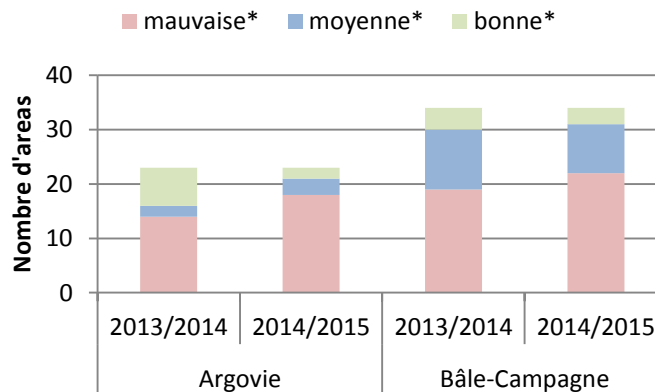


Figure 32 Classification des areas (*selon l'échelle ajustée)

8.3.2 Prédictions refusées

En ce qui concerne la période d'hiver 2014/2015, le logiciel a été utilisé opérationnellement. Pour cette raison, il y a des prédictions qui ont été refusées par l'opérateur. Un refus peut avoir des raisons diverses comme par exemple, des connaissances supplémentaires par rapport à l'auteur (auteur a été arrêté ou confrontation entre auteur et lésé etc.). Ces prédictions ont été prises en compte lors des analyses comme toute autre prédiction, car elles ont été rendues par le système, ce qui est l'intérêt de ce travail. En AG, seules quatre prédictions ont été refusées, dont 50% auraient été des prédictions réussies. À BL 20 prédictions ont été refusées. Parmi ces 20 prédictions, 35% auraient montré des followers (*Figure 33*).³⁶

Une analyse des prédictions refusées permet de montrer la qualité des décisions de l'opérateur et son importance. S'il refuse des prédictions ayant été suivies par des followers, l'opérateur a éventuellement empêché que les mesures préventives aient elles-mêmes empêché des cambriolages. Si l'option de refuser des prédictions est appliquée de manière judicieuse, la qualité du système peut être améliorée. Par contre, le cas inverse est aussi possible : l'opérateur peut initier un empêchement de déployer des mesures préventives.

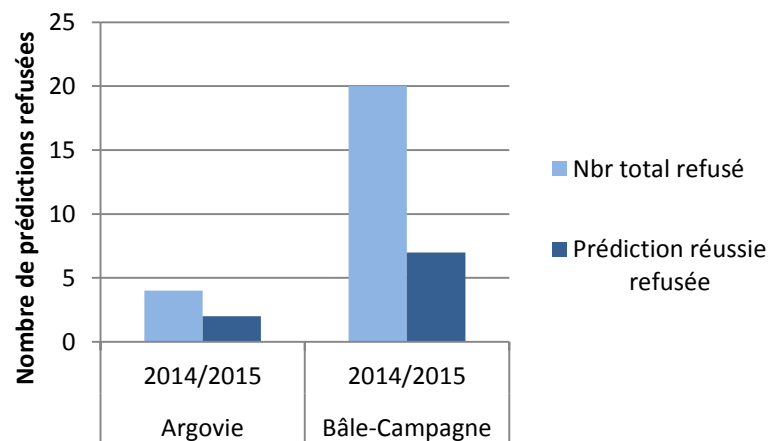


Figure 33 *Prédictions refusées*

³⁶ Lorsqu'un cambriolage où tous les critères trigger (lieu, temps, MO et butin) sont absents est entré dans la base de données de Precobs, une prédiction peut avoir lieu. À BL ce genre de prédictions est systématiquement refusé, ce qui pourrait être la raison de cette différence dans le nombre de prédictions refusées entre AG et BL. En AG, ce genre de cambriolage n'est pas du tout entré dans Precobs.

8.3.3 L'évolution du taux de cambriolages

Proportion des surfaces

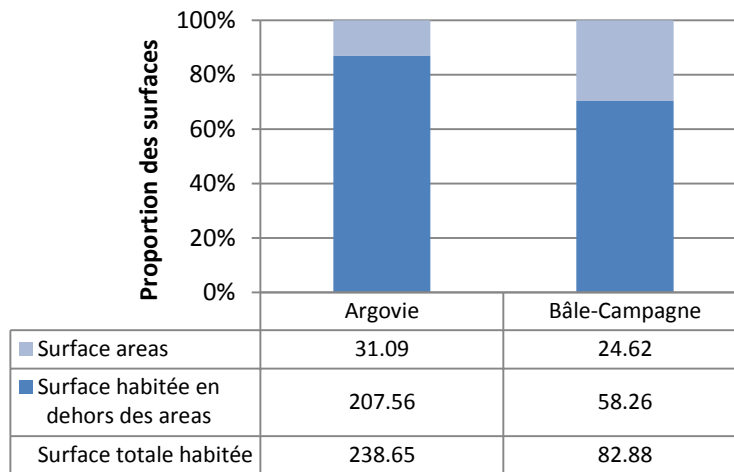


Figure 34 Proportion de la surface des areas par rapport au total de la surface habitée cantonale

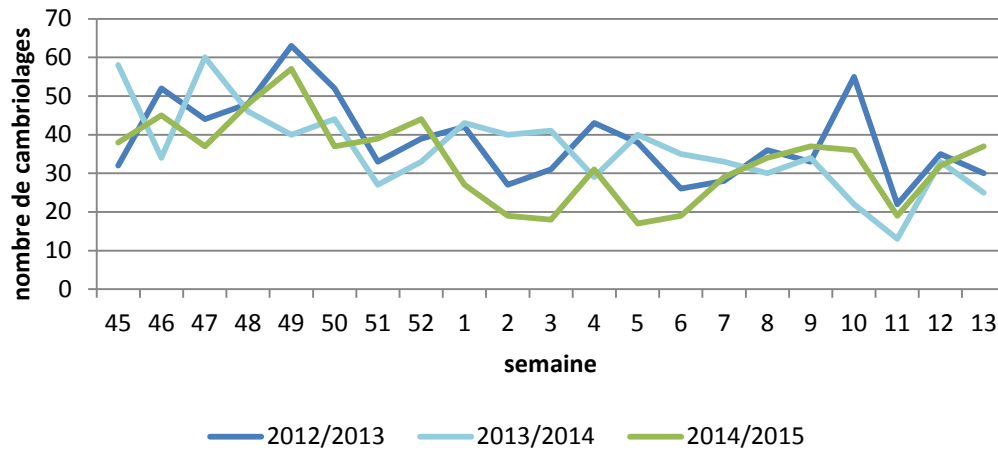


Figure 35 Nombre de cambriolages résidentiels en Argovie par semaine