

ARTIKELEN

Predictive policing: een balans na zes jaar empirisch evaluatieonderzoek in België

Wim Hardyns & Anneleen Rummens

Predictive policing is het gebruik van complexe statistische modellen op basis van criminaliteits- en andere (big) data om te voorspellen waar en wanneer er een hoog risico is op nieuwe criminele feiten, wat toelaat proactief de politie-inzet te gaan bepalen. Ondanks het toenemende gebruik door politiediensten wereldwijd en de toenemende commercialisatie, loopt academisch onderzoek naar predictive policing eerder achter. Sinds 2015 hebben we diverse predictieve modellen methodologisch en operationeel getoetst, op basis van data van verschillende Belgische politiezones. Met deze bijdrage willen we daarom de balans opmaken na meer dan zes jaar empirisch onderzoek naar predictive policing, en willen we vooruitblikken op de toekomst.

1 Introductie

De toenemende digitalisering heeft ertoe geleid dat steeds grotere hoeveelheden aan (big) data gegenereerd en verzameld worden in databases, welke een schat aan informatie kunnen bieden voor organisaties om meer datagestuurd (vaak aangeduid met de Engelse term *data driven*) te werken (Kitchin, 2014; Chan & Moses, 2015; Snaphaan & Hardyns, 2021; Solmyosi & Bowers, 2018). Deze toenemende hoeveelheid aan (big) data heeft er echter ook toe geleid dat complexere methoden en technieken nodig zijn om relevante informatie uit deze databases te kunnen halen. Daarvoor doet men vandaag een beroep op meer geavanceerde statistische methoden, zoals *machine learning*-modellen, waarbij een computeralgoritme op basis van de beschikbare data historische patronen en trends 'leert' en van daaruit probeert te voorspellen hoe deze patronen en trends zich in de nabije toekomst zullen verderzetten (Kassambra, 2018; Rummens & Hardyns, 2020b; Sammut & Webs, 2010). Deze voorspellingen kunnen vervolgens gebruikt worden om te anticiperen op de verwachte trends. Deze manier van werken kent succesvolle toepassingen in onder meer de economie en gezondheidswetenschappen, bijvoorbeeld voor het voorspellen welke producten populair zullen worden of hoe een bepaalde kanker zich mogelijk zal ontwikkelen.

In de criminologie, en in het politiedomein in het bijzonder, heeft deze techniek geleid tot de toepassing van *predictive policing*, waarbij geanticipeerd wordt op toekomstige spatio-temporele patronen van criminaliteit (Bachner, 2013; Chainey, 2012; Hardyns & Rummens, 2016; Hardyns & Rummens, 2017; Perry et al., 2013; Rienks, 2015; Uchida, 2014). Deze informatie kan vervolgens gebruikt worden om politie-inzet te gaan bepalen, met de intentie dat de aanwezigheid van politie op de juiste plaats en de juiste tijd een (gericht) afschrikkingseffect heeft en uiteindelijk

een daling in de criminaliteit zal bewerkstelligen. *Predictive policing* wordt soms ook breder gedefinieerd en omvat dan ook het voorspellen van dader- of slachtofferschap op individueel niveau, bijvoorbeeld het voorspellen van recidive of de escalering van familiaal geweld. De toepassing van *predictive policing* op individueel niveau verschilt echter fundamenteel van *predictive policing* op plaats/tijd-niveau, zowel wat betreft methodologie als op vlak van de ethische of juridische bedenkingen die men kan maken bij de toepassing ervan. In ons onderzoek spitsten we ons toe op *predictive policing* op plaats/tijd-niveau en in het vervolg van deze bijdrage spreken we dus specifiek over deze vorm van *predictive policing*.

De wortels van *predictive policing* liggen in de Verenigde Staten (VS), waar men een langere traditie kent in het gebruik van complexe statistische technieken en computeralgoritmes voor de analyse van criminaliteit. *Predictive policing* werd er ontwikkeld tot commerciële applicaties, waarvan PredPol¹ de bekendste is. Deze applicaties raakten ook verspreid buiten de VS, waaronder Europa (bijv. PredPol in het Verenigd Koninkrijk en de eveneens commerciële applicatie PreCobs in Duitsland en Zwitserland). Sommige politiekorpsen lieten de commerciële toepassingen links liggen en kozen ervoor hun eigen *predictive policing*-systeem te ontwikkelen. Een van de bekendste is ongetwijfeld het Criminaliteits Anticipatie Systeem (CAS), ontwikkeld door de politie van Amsterdam in Nederland (Hardyns & Rummens, 2016; Mali et al., 2016).

Alhoewel *predictive policing* snel ingang vond in de praktijk, kwam de interesse in het onderwerp voor criminologisch-wetenschappelijk onderzoek trager op gang. Dit heeft ertoe geleid dat er initieel weinig wetenschappelijk onderbouwde kennis aanwezig was over *predictive policing* met betrekking tot cruciale factoren, zoals de effectiviteit op het terrein of methodologische consideraties (denk aan de keuze voor bepaalde databronnen, specifieke modellen of voor welke criminaliteitstypen *predictive policing* nu eigenlijk (het meest) geschikt is). Daarenboven kwam *predictive policing* onder vuur te liggen omwille van mogelijke dataproblemen die doorwerken in de voorspellingen en daardoor bijvoorbeeld overmatig steeds dezelfde buurten uitlichten (dit probleem staat ook wel gekend als de feedbackloop) (Moses & Chan, 2016). Daarnaast wordt ook de vraag gesteld of het gebruik van privacygevoelige politiedata bij *predictive policing* proportioneel is ten opzichte van de (nog) niet bewezen effectiviteit (Van Brakel & De Hert, 2011).

Ondertussen is de wetenschappelijke kennis met betrekking tot *predictive policing* de laatste jaren wel toegenomen. Alhoewel er nog een aantal belangrijke kennishiaten zijn, kunnen we op een aantal vragen wel een antwoord geven. Deze bijdrage vormt een samenvatting van de onderzoeksresultaten uit de opeenvolgende studies die we sinds 2015 hebben uitgevoerd in België. Bij dit onderzoek focusten we ons voornamelijk op de methodologische en operationele aspecten van *predictive policing*.

Achtereenvolgens behandelen we de volgende thema's: wat *predictive policing* concreet inhoudt (par. 2), wat de mogelijkheden zijn van nieuwe (big) databronnen (par. 3), voor welke statistische modellen we kunnen kiezen (par. 4), wat de invloed is van methodologische parameters zoals het voorspelde gebied en tijdsvenster

1 Ondertussen gekend onder de naam Geolitica.

(par. 5), in welke mate *predictive policing* contextspecifiek is (par. 6) en hoe *predictive policing* geëvalueerd dient te worden (par. 7). Tot slot richten we onze blik op de toekomst en bespreken we welke uitdagingen er nog in het verschiet liggen, zowel op het vlak van wetenschappelijk onderzoek als voor beleid en praktijk (par. 8).

2 Definitie en kenmerken van predictive policing

De term *predictive policing* dook voor het eerst op in publicaties in 2009 (namelijk Beck & McCue, 2009), nadat in hetzelfde jaar voor het eerst een conferentie rond het onderwerp werd georganiseerd.² Deze conferentie reflecteerde de beginnende tendens om predictieve analysetechnieken toe te passen op criminaliteit, waarbij niet retrospectief maar prospectief ‘voorspellingen’ van criminaliteit gemaakt werden. Met retrospectief wordt bedoeld dat, zoals bij de traditionele hotspotanalyse het geval is, er enkel gekeken wordt naar waar clusters van criminele feiten (de hotspots) plaatsvonden in een vooraf bepaalde afgelopen periode (bijv. de afgelopen maand, week of dag), om vervolgens acties (bijv. meer politie-inzet) te richten op deze hotspots. Prospectieve criminaliteitsanalyse daarentegen tracht op basis van meer geavanceerde statistische modellen de onderliggende patronen van criminaliteit in beeld te brengen om vervolgens te kunnen inschatten hoe deze patronen zich zullen verderzetten in de nabije toekomst. De vooropgestelde acties worden vervolgens gericht op deze voorspelde plaatsen en tijdstippen. We merken bovendien op dat deze eerste publicatie *predictive policing* vooral in de markt zette als een vorm van kostenbesparing. Of dit effectief ook het geval is, blijft vandaag nog grotendeels onbeantwoord.

Er is geen algemene consensus in de wetenschappelijke literatuur over de exacte definitie van *predictive policing*. In ons onderzoek maken we gebruik van de volgende definitie volgens Ratcliffe (2014: 4):

‘the use of historical data to create a spatiotemporal forecast of areas of criminality or crime hot spots that will be the basis for police resource allocation decisions with the expectation that having officers at the proposed place and time will deter or detect criminal activity’.

Een andere, veelgebruikte definitie is die van Perry et al. (2013: xiii):

‘Predictive policing is the application of analytical techniques – particularly quantitative techniques – to identify likely targets for police intervention and prevent crime or solve past crimes by making statistical predictions.’

Deze definitie gaat bovendien breder dan die van Ratcliffe, door niet alleen *predictive policing* gericht op het voorspellen van plaats/tijdstip te omvatten, maar ook *predictive policing* gericht op het voorspellen van potentiële daders en/of slachtof-

2 Deze conferentie vond plaats op 18 november 2009 in Los Angeles (VS) en werd georganiseerd door het Amerikaanse National Institute of Justice (NIJ).

fers. Wij beschouwen het onderscheid tussen het voorspellen van plaats/tijdstip en het voorspellen van daders/slachtoffers echter als zeer verschillende toepassingen, zowel methodologisch als op het vlak van ethische overwegingen. Elke toepassing van *predictive policing* heeft immers een zekere foutenmarge, bijvoorbeeld een aantal voorspellingen die achteraf niet juist blijken te zijn (de zogenaamde ‘vals-posities’). Ook bij *predictive policing* gericht op plaats/tijdstip trachten we deze fouten zo laag mogelijk te houden, maar de kost die verbonden is aan een dergelijke fout is veel hoger bij *predictive policing* dat zich richt op individuele voorspellingen, waar het er immers toe kan leiden dat een individu onterecht gelinkt wordt aan een bepaald crimineel feit. Daarnaast kunnen er ook tal van privacyproblemen optreden door het gebruik van individuele data. *Predictive policing* op individueel niveau moet dus met nog meer omzichtigheid benaderd worden. *Predictive policing* op plaats/tijdstip-niveau werkt daarentegen op een geaggregeerd niveau en heeft dus veel minder risico om tot problematische consequenties te leiden op vlak van privacy en het vermoeden van onschuld.

Vertrekkend vanuit de definitie van *predictive policing* kunnen we drie belangrijke kenmerken van *predictive policing* onderscheiden: (1) het gebruik van big data, (2) het gebruik van complexe statistische modellen, en (3) het gebruik van het micro-geografische niveau. Deze kenmerken kunnen gekaderd worden binnen enkele bredere evoluties binnen en buiten de criminologie. Het toenemende gebruik van big data is het gevolg van de toenemende digitalisering van de maatschappij, waardoor een steeds grotere hoeveelheid data verzameld en opgeslagen wordt in databanken, zo ook bijvoorbeeld criminaliteitsdata in politiedatabanken en data afkomstig van allerlei technologieën zoals mobiele telefoons, sociale media of ANPR (*automatic number plate recognition*). Deze data vereisen aangepaste statistische technieken, die de complexiteit van deze data aankunnen, waardoor complexe statistische modellen zoals *machine learning* steeds meer ingang vinden in criminologische analyses. Dit type modellen leert uit historische patronen en trends van criminaliteit, om op basis daarvan het vervolg van deze patronen te voorspellen in de nabije toekomst. Het micro-geografisch niveau, ten slotte, wordt in omgevings-criminologisch onderzoek als een efficiënter standaardanalyse-niveau beschouwd,³ gezien het beter in staat is de variabiliteit van criminaliteitspatronen te reflecteren (Groff et al., 2010; Oberwittler & Wikström, 2009; Weisburd et al., 2009; Weisburd et al., 2012; Weisburd et al., 2016) en rekening houdt met de concentratie van criminaliteit op kleine, specifieke ruimten die, relatief gezien, slechts een klein deel uitmaken van de totaaloppervlakte van een stad of gemeente, de zogenaamde *law of crime concentration* (Hardyns et al., 2019; Weisburd, 2015).

3 De potentiële meerwaarde van big data

Zoals eerder uiteengezet, is de opkomst van nieuwe (big) databronnen een van de belangrijkste ontwikkelingen binnen de criminologie de laatste jaren. Een van die bronnen zijn mobiele telefoondata. Telecombedrijven kunnen meten hoeveel per-

3 In de vorm van bijvoorbeeld grids (bijv. 200x200m) of straatsegmenten, het deel van een straat van kruispunt tot kruispunt.

sonen aanwezig zijn in de buurt van een van hun antennes. Dit gekoppeld aan de alomtegenwoordigheid van de mobiele telefoon⁴ biedt dit de mogelijkheid om mobiliteitsstromen precies in kaart te brengen. In de praktijk wordt dit soort data bijvoorbeeld gebruikt door stedelijke overheden om het aantal toeristen of pendelaars van en naar de stad in kaart te brengen. Meer recent werden deze data ook gebruikt om de algemene naleving van het verplaatsingsverbod tijdens de eerste lockdown ten gevolge van COVID-19 in België te kunnen monitoren.

Deze mobiele telefoondata zijn ook interessant voor criminologisch onderzoek en criminaliteitsanalyse in het algemeen (Bogomolov et al., 2014: 427-434; Traunmueller et al., 2014), gezien het kan gebruikt worden als een proxy⁵ voor de mobiele populatie, namelijk de werkelijke hoeveelheid mensen aanwezig in een bepaald gebied op een bepaald tijdstip. 'Populatie' is een belangrijk begrip binnen de criminologie. Criminaliteitscijfers worden bijvoorbeeld afgezet tegen het aantal inwoners om steden of landen met elkaar te vergelijken. Criminaliteit is sterk gecorreleerd met bevolkingsdichtheid en deze laatste is dan ook een goede voorspeller voor criminaliteit. Gewoonlijk wordt hiervoor de residentiële populatie gebruikt, namelijk het aantal personen dat officieel woont in een bepaald gebied. Dit is een betrouwbaar officieel cijfer, gebaseerd op het bevolkingsregister.

Er zijn echter belangrijke nadelen verbonden aan het gebruik van residentiële populatie bij de analyse van criminaliteit. De gebruikte populatie moet immers zo goed mogelijk de werkelijke risicopopulatie reflecteren. Residentiële populatie is dus een goede proxy voor 'statische' delicttypen, zoals woninginbraak (alhoewel men hier ook kan argumenteren dat de hoeveelheid woningen een juister beeld geeft), maar niet voor mobiele delicttypen, zoals vechtpartijen, diefstal met geweld of fietsdiefstal, waarbij sprake is van mobiele doelwitten, die niet per se gebonden zijn aan een specifieke plaats. Hier is het belangrijk om net een goed zicht te krijgen op die mobiele populatie, des te meer in gebieden waar er een groot verschil is tussen residentiële populatie en mobiele populatie (het klassieke voorbeeld is een winkelstraat) (Andresen, 2007). Hetzelfde geldt voor predictieve modellen van criminaliteit: alhoewel residentiële populatie een veelgebruikte en relatief goede voorspeller is, kunnen we verwachten dat een betere reflectie van de werkelijke risicopopulatie ook zal zorgen voor betere voorspellingen van criminaliteit (Malleson & Andresen, 2015).

Voor ons onderzoek (Rummens et al., 2021) konden we beschikken over mobiele telefoondata van Proximus, de grootste telecomoperator van België, voor de stad Gent, in combinatie met criminaliteitsdata voor fietsdiefstal (een eigendomsdelict), slagen en verwondingen (een geweldsdelict) en agressieve diefstal (een hybride delict). In totaal ging het om bijna tien miljoen datapunten ($n = 9.397.473$) voor de mobiele populatie. Dit kwam overeen met het aantal aanwezige telefoons per uur en per gridcel, en dit voor een periode van drie maanden. We analyseerden deze data om de aanwezige correlatie tussen mobiele populatie en criminaliteit te on-

4 Volgens de meest recente cijfers van Statbel maakte in 2018 96% van alle inwoners in België gebruik van een mobiele telefoon.

5 Een proxy is een meetbare variabele die we kunnen gebruiken om een andere variabele waarin we geïnteresseerd zijn, maar die we niet rechtstreeks kunnen meten, toch te kunnen inschatten. Een proxy is dus idealiter heel sterk gerelateerd aan de variabele waarin we werkelijk geïnteresseerd zijn.

derzoeken en na te gaan of mobiele populatie een goede predictor is van criminaliteit voor de geselecteerde delicttypen. Daarbij maakten we ook de vergelijking met de residentiële populatie. Uit de resultaten bleek dat hoewel zowel residentiële als mobiele populatie sterk gecorreleerd was met criminaliteit en dus als goede voorspellers konden beschouwd worden, de mobiele populatie een betere voorspeller was dan de residentiële populatie. Zowel de correlaties als de voorspellingskracht van het model lagen beduidend hoger bij de mobiele populatie, met significante correlatieverschillen tot 0,29 coëfficiënt hoger en voorspellingskrachtverschillen die tot factor 3 en 4 hoger liggen. Voor de exacte cijfers verwijzen we naar de publicatie van Rummens et al. (2021).⁶ Op basis van deze bevindingen kunnen we besluiten dat de mobiele populatie een belangrijke variabele is ter optimalisatie van de voorspellingskracht van *predictive policing*-modellen, waarvoor mobiele telefoondata kunnen worden aangewend.

4 De statistische modellen achter predictive policing

Algemeen kunnen drie grote groepen onderscheiden worden: (1) *near-repeat*-modellen, (2) *risk terrain*-modellen en (3) *machine learning*-modellen. Alhoewel we hier het onderscheid maken tussen deze drie groepen, is dit geen absoluut verschil. Er wordt in de wetenschappelijke literatuur immers steeds meer geëxperimenteerd met combinaties van methoden, in een poging de nadelen van de individuele methoden te overstijgen. Daarnaast zijn ook andere typen modellen, zoals *machine teaching*, steeds meer in opmars. Bij *machine teaching* wordt een optimale trainingsdataset ontwikkeld waarmee het algoritme kan gestuurd worden tot een vooraf bepaald doel. Binnen het domein *predictive policing* zijn het echter voornamelijk de hierboven aangehaalde drie grote groepen van modellen die we op basis van de wetenschappelijke literatuur kunnen onderscheiden en vergelijken.

De eerste groep werkt op basis van het *near-repeat*-principe: de empirische vaststelling dat eenmaal een crimineel feit heeft plaatsgevonden, er voor een korte tijd een hoger risico is op een nieuw feit in de nabije omgeving. Dit doet zich met name voor bij woninginbraak (Moreto et al., 2014; Summers, 2010; Townsley et al., 2003). Voor dit fenomeen worden verschillende verklaringen gegeven in de literatuur (Tseloni & Pease, 2003; Bernasco, 2008). Zo kan dit verklaard worden door omgevingsfactoren die een bepaalde buurt gevoeliger maken voor criminaliteit (bijv. weinig verlichting, weinig informele sociale controle), of doordat dezelfde dader meerdere keren terugkeert in dezelfde buurt. De *near-repeat*-modellen zijn gebaseerd op dit principe en kijken naar recente criminele feiten en bakenen hier rond een risicozone af binnen een vooraf bepaalde straal voor een eveneens vooraf bepaalde tijd. Naarmate er meer tijd verstrijkt sinds de originele feiten zonder dat er een nieuw feit plaatsvindt, zal het risico afnemen (Short et al., 2009). Indien er een nieuw feit plaatsvindt, wordt hierrond opnieuw een risicozone afgebakend. Op deze manier kan een dynamische risicokaart opgesteld worden. Dit type modellen baseert zich enkel op criminaliteitsdata. Dit is zowel het sterke punt als het zwakke

6 Deze publicatie is open access te raadplegen via: www.mdpi.com/2220-9964/10/6/369/htm.

punt van dit type modellen. Door enkel criminaliteitsdata te gebruiken, wordt tijd en moeite bespaard bij de datacollectie en -preparatie, er is immers maar één databron nodig. Als er echter problematische bias aanwezig zijn in de data, bijvoorbeeld in de vorm van een *dark number*, dan zal dit echter ook gereflecteerd worden in de uiteindelijke voorspellingen op basis van dit type modellen (Moses & Chan, 2016). Een tweede belangrijke groep zijn de geografische methoden zoals *risk terrain*-modellen (Kennedy & Kaplan, 2010). Dit type modellen steunt sterk op inzichten uit de geografie. Bij dit type modellen worden geografische kaarten van allerlei spatiale risico- of beschermingsfactoren (bijv. de aanwezigheid van bars en parken) met betrekking tot criminaliteit samengesteld tot één grote risicokaart. Het voordeel van dit type modellen is dat het om een relatief eenvoudige manier van werken gaat die snel aangeleerd kan worden, al is er wel enige kennis van GIS (geografische informatiesystemen) en gerelateerde software (zoals ArcGis of QGis) nodig. Het grootste nadeel is dan weer dat dit type modellen typisch enkel op spatiale factoren focust, waardoor er minder aandacht is voor de tijdsdimensie, die eveneens belangrijk is voor de analyse en voorspelling van criminaliteit.

De derde groep ten slotte, zijn de *machine learning*-modellen, het type modellen waar we ons voornamelijk op hebben toegespitst in onze studies. Dit type modellen is zelflerend, wat wil zeggen dat het algoritme op basis van historische data de criminaliteitspatronen leert, om vervolgens deze te kunnen herkennen in nieuwe data en het verdere verloop van deze patronen te voorspellen (Kassambra, 2018; Rummens & Hardyns, 2020b; Sammut & Webs, 2010). Het grote voordeel van dit type modellen is dat alle soorten data en verschillende databronnen tegelijkertijd kunnen gebruikt worden (bijv. criminaliteitsdata aangevuld met socio-economische en geografische data) en dat er veel flexibiliteit is om bijvoorbeeld aspecten van verschillende theorieën met betrekking tot het ontstaan van criminaliteit in het model te integreren, in tegenstelling tot bijvoorbeeld *near-repeat*-modellen die enkel op het *near-repeat*-principe gebaseerd zijn. Het belangrijkste nadeel van *machine learning*-modellen daarentegen is dat dit type modellen dermate complex is, dat een sterke statistische expertise een vereiste is om deze modellen te kunnen toepassen.

In ons onderzoek hebben we een vergelijkende analyse gemaakt van deze drie groepen modellen, door telkens op dezelfde data de criminaliteitsvoorspellingen te maken voor elk model en deze te vergelijken. Daaruit kwam naar voren dat het *machine learning*-model het best scoort op alle geteste parameters, waarbij in bepaalde gevallen de voorspellingskracht met factor 2 hoger lag dan wanneer een ander model werd gebruikt. Voor de exacte cijfers op de verschillende predictieparameters verwijzen we de geïnteresseerde lezer door naar de publicatie van Rummens en Hardyns (2020a).⁷ In combinatie met de eerdergenoemde flexibiliteit en de mogelijkheid om verschillende databronnen te gebruiken, biedt *machine learning* belangrijke troeven. Dat neemt niet weg dat er geen reden kan zijn om naar een methode uit de andere groepen te kijken. Zo leveren *near-repeat*-modellen een sterke voorspelling als het *near-repeat*-principe meer meespeelt (Short et al., 2009). Hetzelfde

7 Deze publicatie is te raadplegen via: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12061-020-09339-2>.

geldt voor de *risk terrain*-modellen met hun specifieke focus op omgevingskenmerken (Ohyama & Amemiya, 2018). Die specifieke focus kan in dat geval het verschil maken ten opzichte van de meer gegeneraliseerde *machine learning*-modellen. Het is met andere woorden van belang om op voorhand een grondige contextuele analyse te maken van het criminaliteitsfenomeen in het gebied waar men *predictive policing* wil toepassen, teneinde het meest geschikte type predictiemodel te selecteren.

5 Het voorspelde gebied en tijdsvenster: is kleiner altijd beter?

Vooraleer *predictive policing* in de praktijk kan worden gebracht, moet een aantal belangrijke methodologische keuzes gemaakt worden. De belangrijkste zijn: het voorspelde tijdsvenster, de oppervlakte van het voorspelde gebied en de hoeveelheid historische data. Deze parameters hebben een belangrijke invloed op de uiteindelijke voorspellingskracht, maar zijn ook onderhevig aan praktische vereisten. Met het oog op een optimale politie-inzet is het bijvoorbeeld praktischer dat de voorspellingen zich focussen op kleine gebieden (zo wordt doorgaans gebruikgemaakt van grids tussen de 500x500m en 200x200m) en specifieke tijdstippen (bijv. een verschillende kaart per shift). Puur vanuit het standpunt van het optimaliseren van de voorspellingskracht daarentegen, is voorspellen op een te klein niveau ongewenst, omwille van de onzekerheid die daarmee gepaard gaat. Deze afweging tussen voorspellingskracht enerzijds en praktische vereisten anderzijds is dus belangrijk, en om ze terdege te kunnen maken, moeten we ook correct kunnen inschatten hoe sterk de voorspellingskracht van het predictieve model beïnvloed wordt door het verkleinen of vergroten van het voorspelde tijdsvenster en/of gebied. Om dit te onderzoeken hebben we meerdere predictieve modellen opgesteld met verschillende groottes op vlak van hoeveelheid historische data, voorspeld tijdsvenster en oppervlakte van het voorspelde gebied, waarvan vervolgens de voorspellingskracht getest werd op dezelfde data. De uitgebreide resultaten van deze analyses zijn terug te vinden in de publicatie van Rummens en Hardyns (2021).⁸

Met betrekking tot de hoeveelheid historische data blijkt uit onze analyses dat vier tot vijf jaar aan historische data optimaal is. Meer data toevoegen zal steeds minder het predictieve model verbeteren. Daarbij blijkt ook dat de meest recente data (de eerste twee jaar) de belangrijkste bijdrage leveren aan de voorspellingskracht van het predictieve model. Met andere woorden, als uit noodzaak de hoeveelheid historische data beperkt is, bijvoorbeeld omdat een nieuwe technologie waarop een bepaalde variabele gebaseerd is nog maar een paar jaar gebruikt wordt, dan is het op basis van onze resultaten het meest voor de hand liggend om te mikken op een tot twee jaar aan historische data. Alhoewel hierdoor tot op zekere hoogte aan voorspellingskracht kan verloren worden, wordt dit gecompenseerd door de bijdrage van een nieuwe variabele die anders niet geïntegreerd kan worden in het predictieve model.

8 Deze publicatie is te raadplegen via: www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207020300558.

Met betrekking tot het voorspelde tijdsvenster en de grootte van het voorspelde gebied geldt dat een te sterke verkleining effectief kan leiden tot een beduidende daling van de voorspellingskracht. Uit onze analyses konden we afleiden dat het optimale tijdsvenster kon gevonden worden bij de maandelijkse of tweewekelijkse predicties en de optimale grootte van het voorspelde gebied kon gevonden worden bij de predicties op basis van gridcellen van 200x200m of 250x250m. Deze keuzes worden ook mee bepaald door na te gaan wat voor de praktijk het minimale voorspelde tijdsvenster en de minimale grootte van het voorspelde gebied kan/moet zijn, en welke onzekerheid men hierbij wil tolereren. Daarbij kan men gaan bepalen of het tijdsvenster dan wel de grootte van het gebied primordiaal is: door een van de twee resoluties groter te maken, kan men de daling in voorspellingskracht compenseren door het verkleinen van de andere resolutie.

6 De contextspecificiteit van predictive policing: kan het overal toegepast worden?

De commercialisering van *predictive policing*-toepassingen heeft geleid tot een quasi-universeel ontwikkelingsproces: het *predictive policing* algoritme wordt ontwikkeld in een grootstad en vervolgens uitgerold naar andere steden. Alhoewel dit op het eerste zicht een adequaat proces lijkt te zijn, gaat het wel uit van de veronderstelling dat *predictive policing*-algoritmen makkelijk en vaak zelfs zonder al te veel aanpassing overdraagbaar zijn naar andere contexten dan die waarvoor het algoritme in de eerste plaats ontwikkeld werd. Het is deze veronderstelling die we wilden testen door een vergelijkend onderzoek te doen in drie verschillende stedelijke Belgische contexten, waarbij we hetzelfde *predictive policing*-model toepasten op elke context en telkens de voorspellingskracht evalueerden. Daarbij controleerden we ook of er verschillen konden worden vastgesteld tussen verschillende criminaliteitstypen, in dit geval woninginbraak (een eigendomsdelict), slagen en verwondingen (een geweldsdelict) en agressieve diefstal (een hybride delictstype).

Uit de resultaten blijkt dat de voorspellingskracht in de drie stedelijke contexten zeer verschillend is en dat er ook individuele verschillen zijn tussen de verschillende criminaliteitstypen. Bovendien konden we vaststellen dat hetzelfde criminaliteitstype in de ene context goed kon voorspeld worden, terwijl dit in de andere context niet goed kon voorspeld worden. We stellen met andere woorden verschillen vast naargelang de context, het voorspelde criminaliteitstype en de gebruikte voorspellingsparameter. Deze verschillen kunnen niet zomaar met één factor of percentage worden weergegeven, maar in het kader van deze bijdrage volstaat het te beklemtonen dat de vastgestelde verschillen erop duiden dat het belangrijk is om bij de toepassing van *predictive policing* rekening te houden met de specifieke context, zowel qua criminaliteitstypen als qua omgevingskenmerken van de stedelijke context, teneinde zo optimaal mogelijke voorspellingen te bekomen.⁹

De werkwijze van commerciële toepassingen van *predictive policing*, die eigenlijk een soort veralgemening van *predictive policing* inhoudt, oogt misschien visueel

9 De uitgebreide resultaten van deze analyses zijn op het moment van schrijven nog niet gepubliceerd (wordt verwacht).

aantrekkelijk en praktisch, maar kan tot misleidende conclusies leiden, temeer omdat de effectiviteitsvraag van *predictive policing* nog altijd onvoldoende beantwoord is. Het zal ertoe leiden dat *predictive policing* in de ene setting goed zal werken en in een andere beduidend minder, omdat het predictieve model niet is aangepast aan de context. De toepassing van *predictive policing* is met andere woorden veel meer gebaat bij een doorgedreven en voorafgaande contextualisering, bijvoorbeeld met betrekking tot welke variabelen voor het model geselecteerd dienen te worden als predictoren.

7 De evaluatie van *predictive policing*

Het is een opvallende vaststelling dat het aantal wetenschappelijk gepubliceerde terreinevaluatiestudies van *predictive policing* zeer beperkt is (Hunt et al., 2014; Mohler et al., 2015; Ratcliffe et al., 2021; Ratcliffe et al., 2020). De belangrijkste Engelstalige studies vonden alle plaats in Amerikaanse grootsteden. Alhoewel er reeds enkele Europese initiatieven zijn (Gerstner, 2018; Mali et al., 2016),¹⁰ zijn deze vaak niet gepubliceerd in het Engels of niet in wetenschappelijke tijdschriften. Deze studies bevinden zich dan in de zogenaamde ‘grijze literatuur’, waardoor het helaas niet altijd makkelijk is voor geïnteresseerden om deze op te sporen. Uit de gekende evaluatiestudies leidden we af dat de resultaten tot op vandaag zeer verscheiden zijn: in een aantal contexten bleek het toepassen van *predictive policing* effectief¹¹ (Mohler et al., 2015; Gerstner, 2018; Ratcliffe et al., 2021), in andere contexten kon geen duidelijk effect pro of contra worden vastgesteld (Hunt et al., 2014; Mali et al. 2016).

Op basis van wat we wel weten over *predictive policing* en de mogelijke valkuilen die we kunnen afleiden uit de bestaande evaluatiestudies, hebben we zelf een algemeen evaluatiemodel voor *predictive policing* opgesteld. Dit evaluatiemodel bestaat uit twee fasen: (1) de retrospectieve analyse en (2) de evaluatie op het terrein. Dit model houdt rekening met de dualiteit inherent aan *predictive policing*: enerzijds het optimaliseren van de voorspellingen en anderzijds het optimaliseren van het gebruik van deze voorspellingen. De eerste fase omvat de contextuele analyse die, zoals we weten uit de vergelijkende studie in verschillende contexten, zeer belangrijk is voor het uiteindelijke succes van de criminaliteitsvoorspellingen. Op basis van doorgedreven retrospectieve data-analyses wordt de haalbaarheid van *predictive policing* in de beoogde context nagegaan en wordt het predictieve model geoptimaliseerd voor de context en criminaliteitsfenomenen waarop het van toepassing is. De tweede fase, de evaluatie op het terrein, is de eigenlijke veldtest, waarbij we rekening houden met drie dimensies: (1) het effect op criminaliteit (daalt de criminaliteit door het gebruik van *predictive policing*?), (2) gebruiksvriendelijkheid

10 Bij deze studies moet wel de opmerking gemaakt worden dat geen van deze studies een sterk experimenteel design heeft, de eerdergenoemde Amerikaanse studies daarentegen wel.

11 Weliswaar met een bepaald voorbehoud: zo speelt het effectieve gebruik door de politiediensten een rol en moeten we voorzichtig zijn met de interpretaties op basis van de soms lage criminaliteitsfrequenties als gevolg van de kleine voorspelde tijdsvensters en/of voorspelde gebieden.

(kan de *predictive policing*-applicatie vlot gebruikt worden op het terrein?) en (3) kosteneffectiviteit (wegen de baten van *predictive policing* op tegen de kosten?). Op basis van dit model hebben we zelf ook een experimentele veldtest opgezet in Politiezone Zennevallei (België). Zennevallei ligt in Vlaams-Brabant (België), bevindt zich tussen Brussel en Wallonië en bestaat uit de gemeentes Halle, Beersel en Sint-Pieters-Leeuw. Deze veldtest, toegepast op woninginbraak, werd opgezet in mei 2020 en liep tot september 2021 (gedurende in totaal 17 maanden). Omwille van de COVID-19-crisis werd de oorspronkelijke opzet van de test bemoeilijkt: het politiekorps had vele andere prioriteiten in die periode, waardoor we de evaluatie vooral hebben moeten richten op de voorspellingskracht van het model. Deze onverwachte wending leverde wel de mogelijkheid te onderzoeken of *predictive policing*-modellen gevoelig zijn voor crisissen zoals COVID-19, die immers ook criminaliteit beïnvloeden en voor grote schommelingen kunnen zorgen (Boman & Gallepe, 2020; Bullinger & Packham, 2020; Campedelli et al., 2020; Gerell et al., 2020; Hardyns et al., 2020; Mohler et al., 2020). Uit de resultaten blijkt dat, terwijl deze crisis effectief een negatieve impact had op de voorspellingskracht van het model, het *predictive policing*-model zich kon aanpassen aan deze atypische situatie. Naarmate de crisis verder vorderde en het model dus gebruik kon maken van meer data van tijdens de COVID-19-crisis, bleek het model in staat om zich steeds vlotter en sneller te adapteren, zodanig dat de voorspellingskracht van het model zich uiteindelijk terug op het niveau bevond van voor de COVID-19-crisis toesloeg.¹²

8 Conclusies

Predictive policing kan ertoe leiden dat we (big) data gericht gaan inzetten om zo te komen tot een meer datagestuurde (*data driven*) werking binnen politiediensten. Naast het gebruik van nieuwe databronnen kunnen ook nieuwe methoden zoals *machine learning* optimaal benut worden om ons meer dynamische inzichten te geven in hoe criminaliteitspatronen evolueren. Er zijn echter nog vele (big) databronnen en gerelateerde methoden die momenteel grotendeels onbenut zijn gebleven. Zo kan bijvoorbeeld gedacht worden aan sociale-mediadata en nieuwe methoden binnen het brede veld van *machine learning* (bijv. *deep learning*-modellen, de geavanceerde versie van neurale netwerken). Het potentieel van deze nieuwe bronnen en methoden blijft tot op heden onontgonnen terrein.

Alhoewel uit ons onderzoek blijkt dat *predictive policing* veelbelovend is, specifiek voor het meer datagedreven aansturen van politie-inzet, blijft er nog een aantal belangrijke vragen onbeantwoord en liggen er nog verschillende uitdagingen open. Zo is de effectiviteitsvraag nog onvoldoende beantwoord, voornamelijk door het ontbreken van een degelijk aantal evaluatiestudies in verscheidene contexten. Daarnaast blijkt uit ons onderzoek dat de context, bijvoorbeeld lokale omgevingsfactoren en de kenmerken van het specifieke criminaliteitstype waarvoor voorspellingen gedaan worden, meer aandacht dient te krijgen wanneer men *predictive policing*-modellen wil toepassen in een bepaalde context. Verder is het ook interessant

12 De uitgebreide resultaten van deze analyses zijn op het moment van schrijven nog niet gepubliceerd (wordt verwacht).

te kijken naar andere wetenschapsdisciplines, bijvoorbeeld de economische en gezondheidswetenschappen, waar big data en *machine learning* veel sterker zijn ingeburgerd. Of de brug te maken met de geografie op vlak van spatio-temporele analyses. Een doorgedreven interdisciplinaire samenwerking in dit domein is wenselijk en noodzakelijk.

Tot slot mogen we ook niet uit het oog verliezen dat ondanks dat er vaak wordt gegoocheld met termen als 'big data-revolutie', toepassingen zoals *predictive policing* geen wondermiddel zijn, maar in werkelijkheid een bijkomend instrument vormen naast andere politiestrategieën, zoals *community policing*. Voor sommige criminaliteitstypen, bijvoorbeeld wanneer omgevingsfactoren niet zo'n belangrijke rol spelen, zal *predictive policing* zelfs helemaal irrelevant zijn. Voor die criminaliteitstypen die zich wel lenen voor predictief gebruik heeft een graduele integratie in de reeds bestaande werking op vlak van criminaliteitsanalyses de voorkeur. Er moet immers steeds een gedegen balansoefening gemaakt worden tussen voorspellingskracht en praktische noden/behoeften, ondersteund door een voorafgaande grondige contextuele analyse van de te voorspellen criminaliteitsfenomenen en bij voorkeur ook begeleid met een wetenschappelijk onderbouwde veldtest, voordat een definitieve invoering te overwegen.¹³ Op die manier kan het potentieel van *predictive policing* zo optimaal mogelijk benut worden.

Literatuur

- Andresen, M.A. (2007) Location quotients, ambient populations, and the spatial analysis of crime in Vancouver, Canada. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 39(10), 2423-2444.
- Bachner, J. (2013) *Predictive Policing: Preventing Crime with Data and Analytics*. Improving Performance Series, IBM Centre for The Business of Government.
- Beck, C. & C. McCue (2009) Predictive Policing: What can we learn from Wal-Mart and Amazon about Fighting Crime in a Recession? *The Police Chief*, 76(11).
- Bernasco, W. (2008) Them again? Same offender involvement in repeat and near repeat burglaries. *European Journal of Criminology*, 5(4), 411-431.
- Bogomolov, A., B. Lepri, J. Staiano, N. Oliver, F. Pianesi & A.S. Pentland (2014) *Once upon a crime: Towards crime prediction from demographics and mobile data*. Paper presented at the 16th International Conference on Multimodal Interaction. Istanbul, Turkey.
- Boman, J.H. & O. Gallupe (2020) Has COVID-19 changed crime? Crime rates in the United States during the pandemic. *American Journal of Criminal Justice*, 45, 534-545.
- Brakel, R. van (2016) Pre-emptive big data surveillance and its (dis)empowering consequences: The case of predictive policing. In: B. van der Sloot (ed.), *Exploring the Boundaries of Big Data* (p. 117-141). Amsterdam University Press.
- Brakel, R. van & P. De Hert (2011) Policing, surveillance and law in a pre-crime society: Understanding the consequences of technology based strategies. *Cahiers Politiestudies*, 3(20), 163-192.

13 In deze bijdrage hebben we het niet gehad over de verschillende ethische overwegingen en problemen die kunnen spelen bij het toepassen van *predictive policing*. Hoewel dit geen deel uitmaakte van deze bijdrage, zijn we ons terdege bewust van de verschillende valkuilen en aandachtspunten op ethisch vlak. De geïnteresseerde lezer verwijzen we door naar Hardyns & Rummens (2017), Rienks & Schuilenburg (2020), Van Brakel (2016).

- Bullinger, L.R., J.B. Carr & A. Packham (2020) *Covid-19 and crime: Effects of stay-at-home orders on domestic violence*. National Bureau of Economic Research Working Paper. www.nber.org/system/files/working_papers/w27667/w27667.pdf.
- Campedelli, G.M., S. Favarin, A. Aziani & A.R. Piquero (2020) Disentangling community-level changes in crime trends during the COVID-19 pandemic in Chicago. *Crime Science*, 9(21).
- Caplan, J.M. & L.W. Kennedy (2010) *Risk Terrain Modelling Manual: Theoretical framework and Technical Steps of Spatial Risk Assessment for Crime Analysis*. Rutgers.
- Chainey, S. (2012) *JDI Briefs: Predictive mapping (predictive policing)*. UCL Jill Dando Institute of Security and Crime Science, University College London.
- Chainey, S., L. Tompson & S. Uhlig (2008) The utility of hotspot mapping for predicting spatial patterns of crime. *Security Journal*, 21, 4-28.
- Chan, J. & L.B. Moses (2015) Is Big Data challenging criminology? *Theoretical Criminology*, 20(1), 21-39.
- Gerell, M., J. Kardell & J. Kindgren (2020) Minor covid-19 association with crime in Sweden. *Crime Science*, 9(19).
- Gerstner, D. (2018) Predictive Policing in the Context of Residential Burglary: An Empirical Illustration on the Basis of a Pilot Project in Baden-Württemberg, Germany. *European Journal of Security Research*, 3, 115-138.
- Groff, E.R., D. Weisburd & S.-M. Yang (2010) Is it important to examine crime trends at a local "micro" level?: A longitudinal analysis of street to street variability in crime trajectories. *Journal of Quantitative Criminology*, 26, 7-32.
- Hardyns, W. & A. Rummens (2016) Predictieve analyse voor politiediensten: een kennismaking. *Handboek Politiediensten*, 120, 77-116.
- Hardyns, W. & A. Rummens (2017) Predictive policing as a new tool for law enforcement? Recent developments and challenges. *European Journal on Criminal Policy and Research*, 24(3), 201-218.
- Hardyns, W., I. Keygnaert, K. Ponnet & C. Vandeviver (2020) Partner and domestic violence during the COVID-19 crisis. *Freedom from Fear*, 16, 48-55.
- Hardyns, W., T. Snaphaan & L. Pauwels (2019) Crime concentrations and micro places: An empirical test of the 'law of crime concentration at places' in Belgium. *Australian & New Zealand Journal of Criminology*, 52(3), 390-410.
- Hunt, P., J. Saunders & J.S. Hollywood (2014) *Evaluation of the Shreveport Predictive Policing Experiment*. RAND Safety and Justice Program.
- Kassambara, A. (2018) *Machine Learning Essentials: Practical Guide in R*. CreateSpace Independent Publishing Platform.
- Kennedy, L. & J. Caplan (2010) *Risk Terrain Modelling Manual: Theoretical framework and technical steps of spatial risk assessment for crime analysis*. Rutgers.
- Kitchin, R. (2014) *The data revolution: Big data, open data, data infrastructures and their consequences*. Sage Publications.
- Mali, B., C. Bronkhorst-Giesen & M. den Hengst (2016) *Predictive policing: lessen voor de toekomst. Een evaluatie van de landelijke pilot*. Politieacademie Nederland.
- Malleson, N. & M.A. Andresen (2015) Spatiotemporal crime hotspots and the ambient population. *Crime Science*, 4(10).
- Mohler, G., A.L. Bertozzi, J. Carter, M.B. Short, D. Sledge, G.E. Tita, C.G. Uchida & P.J. Brantingham (2020) Impact of social distancing during COVID-19 pandemic on crime in Los Angeles and Indianapolis. *Journal of Criminal Justice*, 68, 101692.
- Mohler, G., M.B. Short, S. Malinowski, M. Johnson, G.E. Tita, A.L. Bertozzi & J. Brantingham (2015) Randomized controlled field trials of predictive policing. *Journal of the American Statistical Association*, 110(512).
- Moreto, W.D., E.L. Piza & J.M. Caplan (2014) 'A plague on both your houses?': Risks repeats and reconsiderations of urban residential burglary. *Justice Quarterly*, 31(6), 1102-1126.

- Moses, L.B. & J. Chan (2016) Algorithmic prediction in policing: Assumptions, evaluation and accountability. *Policing and Society*, 28(7), 806-822.
- Oberwittler, D. & P.-O.H. Wikström (2009) Why smaller is better: Advancing the study of the role of behavioral contexts in crime causation. In: D. Weisburd, W. Bernasco & G.J.N. Bruinsma (eds.), *Putting crime in its place: Units of analysis in geographic criminology* (p. 36-60). Springer Science Business Media LLC.
- Ohyama, T. & M. Amemiya (2018) Applying crime prediction techniques to Japan: A comparison between risk terrain modelling and other methods. *European Journal on Criminal Policy and Research*, 24(4).
- Perry, W.L., B. McInnis, C.C. Price, S.C. Smith & J.S. Hollywood (2013) Predictive Policing: The Role of Crime Forecasting in Law Enforcement Operations. In: *RAND Research Reports: RAND Safety and Justice Program*.
- Ratcliffe, J. (2014) What is the future of... predictive policing? *Translational Criminology*, 6, 4-5.
- Ratcliffe, J. (2016) *Intelligence-led policing* (2nd edition). Routledge.
- Ratcliffe, J.H., R.B. Taylor, A.P. Askey, K. Thomas, J. Grasso, K. Bethel, R. Fisher & J. Koehnlein (2021) The Philadelphia predictive policing experiment. *Journal of Experimental Criminology*, 17(1), 15-41.
- Ratcliffe, J.H., R.B. Taylor, A.P. Askey, K. Thomas, J. Grasso, K. Bethel, R. Fisher & J. Koehnlein (2020) Conflicts and congruencies between predictive policing and the patrol officer's craft. *Policing and Society*, 30(6), 639-655.
- Ridgeway, G. (2018) Policing in the era of big data. *Annual Review of Criminology*, 1, 401-419.
- Rienks, R. (2015) *Predictive policing: Kansen voor een veiligere toekomst*. Brave New Books.
- Rienks, R. & M. Schuilenburg (2020) Wat is er nieuw aan het voorspellen van criminaliteit? Over de ambities en knelpunten bij de implementatie van predictive policing. *Cahiers Politiestudies*, 54, 39-54.
- Rummens, A. & W. Hardyns (2020a) Comparison of near-Repeat, Machine Learning and Risk Terrain Modelling for Making Spatiotemporal Predictions of Crime. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 13(4), 1035-1053.
- Rummens, A. & W. Hardyns (2020b) De opkomst van neurale-netwerkanalyse in de criminologie. In: W. Hardyns & T. Snaphaan (eds.), *Big data en innovatieve methoden voor criminologisch onderzoek* (p. 335-359). Den Haag: Boom Uitgevers.
- Rummens, A. & W. Hardyns (2021) The effect of spatiotemporal resolution on predictive policing model performance. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 125-133.
- Rummens, A., W. Hardyns & L. Pauwels (2017a) The use of predictive analysis in spatiotemporal crime forecasting: Building and testing a model in an urban context. *Applied Geography*, 86, 255-261.
- Rummens, A., W. Hardyns & L. Pauwels (2017b) A scoping review of predictive analysis techniques for predicting criminal events. In: G. Vermeulen & E. Lievens (eds.), *Data protection and privacy under pressure: Transatlantic tensions, EU surveillance and big data*. Maklu.
- Rummens, A., T. Snaphaan, N. Van de Weghe, D. Van den Poel, L.J.R. Pauwels & W. Hardyns (2021) Do Mobile Phone Data Provide a Better Denominator in Crime Rates and Improve Spatiotemporal predictions of Crime?. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(6), 1-19.
- Sammut, C. & G. Webb (eds.) (2010) *Encyclopaedia of Machine Learning*. Springer.
- Short, M.B., M.R. D'Orsogna, P.J. Brantingham & G.E. Tita (2009) Measuring and Modelling Repeat and Near-Repeat Burglary Effects. *Journal of Quantitative Criminology*, 25(3), 325-339.
- Snaphaan, T. & W. Hardyns (2021) Environmental criminology in the big data era. *European Journal of Criminology*, 18(5), 713-734.

- Solymosi, R. & K. Bowers (2018) The role of innovative data collection methods in advancing criminological understanding. In: G.J.N. Bruinsma & S.D. Johnson (eds.), *The Oxford Handbook of Environmental Criminology* (p. 210-237). Oxford University Press.
- Statbel (2018) *ICT-gebruik in huishoudens*. https://statbel.fgov.be/sites/default/files/files/documents/Huishoudens/10.5%20ICT-gebruik%20in%20huishoudens/TabIn2018_NI_2019-03-29.xlsx.
- Summers, L. (2010) Virtual repeats and near repeats. In: B.S. Fisher & S.P. Lab (eds.), *Encyclopaedia of Victimology and Crime Prevention* (p. 1044-1049). Sage.
- Townsend, M., R. Homel & J. Chaseling (2003) Infectious Burglaries: A Test of the Near Repeat Hypothesis. *British Journal of Criminology*, 43, 615-633.
- Traunmueller, M., G. Quattrone & L. Capra (2014) Mining mobile phone data to investigate urban crime theories at scale. In: L.M. Aiello & D. McFarland (eds.), *Social Informatics* (p. 396-411). Springer.
- Tseloni, A. & K. Pease (2003) Repeat victimisation: 'Boosts' or 'flags'? *British Journal of Criminology*, 43, 196-212.
- Uchida, C. (2014) Predictive policing. In: G. Bruinsma & D. Weisburd (eds.), *Encyclopedia of criminology and criminal justice* (p. 3871-3880). Springer.
- Weisburd, D. (2015) The law of crime concentration and the criminology of place. *Criminology*, 53(2), 133-157. doi.org/10.1111/1745-9125.12070.
- Weisburd, D., G.J.N. Bruinsma & W. Bernasco (2009) *Putting crime in its place: Units of analysis in spatial crime research*. Springer-Verlag.
- Weisburd, D., J.E. Eck, A.A. Braga, C.W. Telep, B. Cave, K. Bowers, G. Bruinsma, C. Gill, E.R. Groff, J. Hibdon, J.C. Hinkle, S.D. Johnson, B. Lawton, C. Lum, J.H. Ratcliffe, G. Rengert, T. Taniguchi & S.-M. Yang (2016) *Place matters: Criminology for the twenty-first century*. Cambridge University Press.
- Weisburd, D., E.R. Groff & S.-M. Yang (2012) *The criminology of place: street segments and our understanding of the crime problem*. Oxford University Press.