



Cahier 2024-4

# Voorspellen voor de justitiële ketens

*Een verkenning van verschillende technieken*

Samenvatting

Cahier 2024-4

# Voorspellen voor de justitiële ketens

*Een verkenning van verschillende technieken*

Samenvatting

D.E.G. Moolenaar  
F. ter Braak  
B. Tims  
M.S. Bargh

**Cahier**

De reeks Cahier omvat de rapporten van onderzoek dat door en in opdracht van het Wetenschappelijk Onderzoek- en Datacentrum is verricht. Opname in de reeks betekent niet dat de inhoud van de rapporten het standpunt van de Minister van Justitie en Veiligheid weergeeft.

Alle rapporten van het WODC zijn gratis te downloaden van [WODC Repository](#).

## Samenvatting

Beleidsmakers willen graag meer inzicht in de (maatschappelijke) kosten van criminaliteit, rechtshandhaving en conflictbeslechting. Daarom is het belangrijk om inzicht te hebben in de toekomstige trends op dit gebied, zodat de best mogelijke beleidsmatige en financiële beslissingen kunnen worden genomen. Hiervoor kan gebruik worden gemaakt van prognosemodellen. Voor het beleidsterrein van Justitie is reeds enige tijd geleden het Prognosemodel Justitie Ketens (PMJ) ontwikkeld. In dit rapport wordt onderzocht in hoeverre het haalbaar en nuttig is om nieuwe ontwikkelingen op het gebied van data en algoritmen toe te passen in het PMJ.

### Prognosemodel Justitiële Ketens

Momenteel worden prognoses over geregistreerde criminaliteit, verdachten en alles wat erop volgt, en conflictbeslechting gemaakt met het PMJ. Dit model omvat vrijwel de hele veiligheidsketen, waaronder opsporing, vervolging en berechting, straffen en maatregelen, gevangeniswezen, justitiële jeugdinrichtingen, reclassering, gesubsidieerde rechtsbijstand in strafzaken en slachtofferzorg. Daarnaast bevat het model ook de civiele rechtspraak, de bestuursrechtspraak, rechtsbijstand in civiele en bestuurszaken en vreemdelingenbewaring. Het PMJ gebruikt prognoses van demografische, maatschappelijke en economische achtergrondfactoren (ook wel exogene variabelen genoemd) om de instroom aan het begin van de keten te voorspellen zoals bijvoorbeeld geregistreerde criminaliteit. Deze prognose wordt vervolgens gebruikt om prognoses te maken van de instroom van zaken bij het Openbaar Ministerie (OM), en hiermee prognoses voor de instroom bij de rechtbanken en vervolgens prognoses voor de benodigde sanctiecapaciteit. Het PMJ is een combinatie van structurele modellen, stock-flow modellen en tijdreeksmodellen en omvat ongeveer 6.600 vergelijkingen. De parameters van het theoretische model worden geschat met behulp van regressieanalyse op jaargegevens. Het resultaat is een statistisch model waarmee jaarlijks prognoses worden gegenereerd, die dienen als onderbouwing voor een groot deel van de begroting van het ministerie van Justitie en Veiligheid (MinJenV).

Uit eerdere externe evaluaties blijkt dat het PMJ goed in elkaar zit en dat gebruikers geen behoefte hebben aan een radicaal ander model. Maar het huidige PMJ is ontworpen in een periode waarin de beschikbaarheid van microdata beperkt was en een aantal technieken vaak wel theoretisch bekend waren, maar niet konden worden geïmplementeerd vanwege beperkingen in computertechnologie. Daarom is het zinvol om nu te onderzoeken of er in de afgelopen jaren ontwikkelingen zijn geweest op het gebied van data en prognosetechnieken, die meer of andere inzichten kunnen bieden.

### Afbakening

Het doel van het PMJ is het maken van ramingen van de toekomstige capaciteitsbehoefte van de justitiële ketens. Het PMJ-model gaat ervanuit dat de hele toekomstige capaciteitsbehoefte gefinancierd kan worden. Er worden dus geen budgetrestricties aan het PMJ toegevoegd. Ook houdt het PMJ-model rekening met keteneffecten. Beide aspecten (capaciteitsbehoefte en keteneffecten) komen overeen

met de wens geuit in het eindrapport van de parlementaire verkenning uit 2023 naar het functioneren van de strafrechtsketen. De ramingen betreffen uitsluitend aantallen. Het PMJ-model doet niets met prijzen. Het PMJ maakt ramingen van die items waarop justitiële organisaties worden gefinancierd. Welke items dat precies zijn, verschilt per organisatie en wordt door de organisaties zelf in samenspraak met het ministerie van Justitie en Veiligheid bepaald en niet door het PMJ-model. Het PMJ-model is hierin dus volgend en niet leidend. Het PMJ bepaalt niet wat en hoe er gefinancierd moet worden, alleen maar hoeveel er gefinancierd moet worden, gegeven wat en hoe. Als de wijze van financiering wordt aangepast, wordt het PMJ-model aangepast. Voorwaarde voor het PMJ-model is wel dat de criteria waarop wordt gefinancierd, kwantificeerbaar en meetbaar zijn. Omdat de wijze van financiering een beslissing is die buiten het PMJ om wordt genomen, zal dit rapport hier verder niet op ingaan. Ook de ramingen zelf en de trefzekerheid ervan worden hier niet besproken. Deze zijn terug te vinden in andere rapporten van het Wetenschappelijk Onderzoek- en Datacentrum. De focus van dit rapport ligt op modellen waarmee trends voor (lange-termijn) strategische doeleinden kunnen worden voorspeld en niet op voorspelmodellen voor operationele of forensische doeleinden, zoals 'predictive policing' of 'predictive sentencing'.

### **Aanleiding, onderzoeksvraag en randvoorwaarden**

Tijdens de begrotingsbehandeling 2019 heeft de Minister voor Rechtsbescherming de toezegging gedaan dat hij bereid is nog eens naar het PMJ-model te kijken. Naar aanleiding hiervan is besloten tot een 2-sporen aanpak om het huidige PMJ te herzien. Spoor 1 betreft onderhoud van en kleine verbeteringen en aanvullingen op het huidige PMJ. Spoor 2 betreft het fundamenteel onderzoeken van methoden en technieken voor betere ramingen. Spoor 2 is opgedeeld in drie fases. In de eerste fase is een inventarisatie gemaakt van de behoefte van de eindgebruikers van PMJ. Deze fase is inmiddels afgerond in 2020. In de tweede fase is gekeken in hoeverre nieuwe ontwikkelingen op het gebied van data en technieken benut zouden kunnen worden in het PMJ. In de derde fase zullen enkele veelbelovende technieken in de vorm van pilots nader worden uitgewerkt.

Dit rapport doet verslag van de tweede fase. Daarin zijn een groot aantal technieken bekeken die in potentie relevant kunnen zijn voor het PMJ. Dat wil zeggen dat met deze selectie van technieken in principe het doel van het PMJ bereikt zou kunnen worden, namelijk het maken van ramingen van de capaciteitsbehoefte van de justitiële ketens prognoses ten behoeve van begroting. Technieken die niet geschikt zijn voor dit doel, zijn buiten beschouwing gelaten. De technieken zijn beoordeeld op onderstaande aspecten:

- 1 Uitlegbaarheid van het algoritme. Hoe makkelijk is het om in eenvoudige termen uit te leggen wat het algoritme doet? Kortom, hoe intuïtief is het algoritme?
- 2 Eenvoud van het algoritme. Hoe simpel is het algoritme vanuit een wiskundig/statistisch standpunt?
- 3 Implementeerbaarheid. Hoeveel werk kost het om het algoritme te implementeren?
- 4 Domeinkennis. Is het mogelijk om domeinkennis in te brengen in het algoritme?
- 5 Ketenconsistentie. Is het mogelijk om met een algoritme tot een ketenconsistent model te komen? Dat wil zeggen een model waarbij de uitstroom van de ene partner de instroom voor een volgende partner vormt?
- 6 Tijdscomponent. Is het mogelijk om een tijdscomponent in het algoritme mee te nemen? Dat wil zeggen kan het algoritme dynamisch een prognose maken voor de

(middel)lange termijn of moeten sommige onderdelen constant worden verondersteld?

- 7 Omgang met ruis in de data. Kan het algoritme omgaan met ruis in de data of moet de kwaliteit van de data heel hoog zijn?
- 8 Privacy. In hoeverre zijn micro-data nodig of is het algoritme ook toepasbaar op geaggregeerde data? En als voor micro-data wordt gekozen, kunnen de resultaten dusdanig worden geaggregeerd, dat ze geschikt zijn voor verdere verwerking in een geaggregeerd model?
- 9 Rekening. Hoeveel rekening kost het om tot prognoses te komen?
- 10 Inhoudelijke uitlegbaarheid van de prognoses. Zijn de prognoses logisch en in eenvoudige termen uit te leggen? Zijn de prognoses naar specifieke input variabelen herleidbaar of hangt alles met alles samen?
- 11 Rechtvaardigheid ('fairness'). In welke mate kunnen ongelukkige keuzes of beslisregels ertoe leiden dat het algoritme onbedoeld een discriminerend karakter krijgt?

Er zijn heel veel technieken om ramingen te maken. Om bruikbaar te zijn voor het PMJ, moeten de technieken aan een aantal randvoorwaarden voldoen, die vooral voortkomen uit het begrotingsproces en de wensen van de eindgebruikers van de PMJ-ramingen:

- Het model moet ketenconsistent zijn. De prognose van de uitstroom van de ene ketenpartner moet doorwerken in de prognose van de instroom van de daaropvolgende ketenpartner.
- Er moet zeven jaar vooruit voorspeld kunnen worden, d.w.z. de begrotingshorizon (vijf jaar) plus de twee jaren tussen het laatst bekende realisatiejaar en het eerste begrotingsjaar.
- De prognoses moeten inhoudelijk uitlegbaar zijn. Beleidsmakers willen graag kunnen begrijpen waarom de prognoses zijn zoals ze zijn. In de praktijk betekent dit dat ze herleidbaar moeten zijn naar concrete inputvariabelen en dat de geschatte relatie een zekere mate van logica moet bevatten.
- Vanwege de planning van het begrotingsproces moeten de parameters van het model jaarlijks half november geactualiseerd zijn. Omdat een aantal gegevens pas eind september beschikbaar zijn, betekent dit in de praktijk dat de actualisering binnen een periode van circa zes weken moet plaatsvinden.
- Het gekozen algoritme moet rechtvaardig zijn. Gemaakte keuzes of beslisregels mogen er niet onbedoeld toe leiden dat het algoritme een discriminerend karakter krijgt.

## Alternatieve methoden

De technieken die bekeken zijn afkomstig uit de machine learning en de econometrie. Hoewel er grote overlap is tussen de technieken die in de econometrie en in machine learning worden gebruikt, werkt de econometrie meer vanuit de theorie en is machine learning meer datagedreven. Grofweg vallen de alternatieve methoden uiteen in vier categorieën: een aanscherping van de wijze waarop de parameters van het huidige PMJ-model worden geschat, een andere specificatie van (delen van) het model, methoden die betrekking hebben op een grotere benutting van de dataset waarmee de modellen worden geschat en getest en het combineren van methoden of steekproeven.

### *Aanscherping van het huidige PMJ*

Lineaire regressie is een klasse van eenvoudige en daarom veelvuldig toegepaste algoritmes op lineaire of gelineariseerde modellen. Tot nu toe wordt in het PMJ vooral gewone kleinste kwadraten toegepast. Een ander lineair algoritme dat mogelijk interessant kan zijn voor het PMJ is lineaire regressie met elastic net regularisatie en in het bijzonder ridge regressie. Bij deze methode wordt een straf gezet op een te grote complexiteit van het model, dat wil zeggen te veel exogene variabelen in het model. Indien de data problemen bevat, zoals bijvoorbeeld uitschieters, slecht gemeten of onderling gecorreleerde exogene variabelen, niet waargenomen categorieën en/of kleine of scheef verdeelde steekproeven, dan kan afhankelijk van het type probleem voor een aangepast lineair algoritme worden gekozen. Maar vaak kunnen deze problemen ook op een andere, eenvoudigere wijze kunnen worden opgelost.

### *Andere specificatie van (delen van) het PMJ*

Als er aantallen moeten worden voorspeld, kan zowel lineaire als niet-lineaire regressie worden toegepast, zoals bijvoorbeeld lineaire of niet-lineaire tijdreeksanalyse of survivalanalyse (niet-lineair). Tijdreeksanalyse wordt veelvuldig gebruikt voor het maken van prognoses, omdat deze methode relatief makkelijk te implementeren is en in veel softwarepakketten standaard geïntegreerd is. In het huidige PMJ wordt reeds in beperkte mate lineaire tijdreeksanalyse toegepast. Wel moet de data aan een aantal voorwaarden voldoen. Een nadeel is dat tijdreeksanalyses vooral geschikt zijn voor korte-termijnprognoses, omdat tijdreeksmodellen op de lange termijn de neiging hebben terug te keren naar het gemiddelde van het proces. Andere vormen van niet-lineaire regressie die mogelijk interessant kunnen zijn voor PMJ zijn algoritmes voor duurgegevens. Met name een (semi-)parametrische survivalanalyse van duurgegevens lijkt veelbelovend voor die onderdelen van het justitieveld waarvoor de duur niet vooraf bekend is, zoals de tbs- of pij-maatregel of voorlopige hechtenis.

Voor de prognoses van bepaalde keuzemomenten zijn er algoritmes zoals discriminantenanalyse, naïeve Bayes algoritme of logistische regressie. Voor het PMJ lijkt logistische regressie een logische optie: binnen de justitiële ketens zijn veel keuzemomenten. Moet een verdachte preventief worden gehecht? Moet een verdachte wel of niet worden vervolgd en/of berecht? Welke type sanctie moet worden opgelegd? Dit zijn typisch keuzes die met een logistische regressie kunnen worden voorspeld. Desalniettemin zijn er ook beperkingen. Het doel van het PMJ is om zeven jaar vooruit te voorspellen. Het is lastig om het tijdsaspect in een logistische regressie op te nemen. Bovendien wordt logistische regressie toegepast op microdata. De vraag is of de kans op schending van de privacy opweegt tegen een vergroot inzicht in de prognoses. Discriminantenanalyse is een eenvoudig en rekenkundig efficiënt algoritme, maar vooral geschikt voor kleine steekproeven met een beperkt aantal exogene variabelen. Ook het naïeve Bayes algoritme is technisch gezien niet moeilijk, maar de resultaten zijn minder intuïtief als men geen kennis van of affiniteit met kansverdelingen heeft. Dit maakt beide algoritmes minder bruikbaar voor het PMJ.

Er zijn ook algoritmes waarmee zowel aantallen als keuzes kunnen worden voorspeld, zoals, k-nearest neighbours, beslisbomen, support vector machines en neurale netwerken. Deze non-parametrische algoritmes hebben als voordeel dat er vooraf weinig aannames over de data worden gedaan. Verder verschillen de voor- en nadelen per algoritme. Alles overziend zouden k-nearest neighbours en beslisbomen een goede aanvulling voor het PMJ kunnen zijn, waarbij belangrijkste nadelen van respectievelijk

het niet kunnen herleiden naar specifieke achtergrondfactoren dan wel het ontbreken van de tijdscomponent zullen moeten worden afgewogen tegen de voordelen. Support vector machines en neurale netwerken vallen af voornamelijk omdat de rekentijd van deze algoritmes groot is en de actualisering van de modellen niet binnen de beschikbare tijd (circa zes weken) op verantwoorde wijze kan worden verwezenlijkt. Een ander nadeel dat met name bij neurale netwerken speelt, is dat alles met elkaar samenhangt en prognoses niet inhoudelijk uitlegbaar zijn.

#### *Grotere benutting van de dataset*

Er zijn meerdere methoden om de huidige steekproef ruimer te benutten. Een manier om de steekproef breder te benutten is om de validatiefouten of de standaardfouten en de betrouwbaarheidsintervallen van de geschatte parameters te verbeteren. Door middel van bootstrapping of kruisvalidatie kunnen uit dezelfde steekproef meerdere subsets worden getrokken waarmee iedere keer hetzelfde model wordt geschat. Deze methoden worden gebruikt om verschillende theoretische modellen en/of algoritmes met elkaar te vergelijken op het punt van voorspelkracht. Bootstrapping kan vooral in combinatie met andere methoden interessant zijn voor het PMJ. Het nadeel is dat bij een groot aantal modellen, algoritmes en/of waarnemingen kan dit zeer rekenintensief zijn. Bovendien zijn beide algoritmes wat moeilijker toepasbaar op tijdreeksen. Mede omdat het PMJ doorgaans niet uitsluitend wordt beoordeeld op voorspelkracht, maar op meerdere maatstaven, waaronder theoretische juistheid en inhoudelijke uitlegbaarheid, lijkt met name bij kruisvalidatie het marginale voordeel van betere voorspelmaatstaven en kennis over de verdeling van de parameters niet op te wegen tegen het nadeel van de grotere rekenintensiteit.

Een andere manier om de steekproef breder te benutten is om in plaats van individuele exogene variabelen combinaties van exogene variabelen in het model worden opgenomen, bijvoorbeeld door middel van principale componenten analyse of factoranalyse. Het grote nadeel is dat de resulterende prognoses niet goed herleidbaar zijn naar specifieke achtergrondfactoren en dus niet inhoudelijk uitlegbaar zijn. Daarom is de toepassing van principale componenten analyse of factoranalyse niet wenselijk voor PMJ.

#### *Combineren van methoden of steekproeven*

Er zijn een aantal manieren waarop verschillende prognoses van dezelfde variabele kunnen worden gecombineerd. Bij bagging en boosting worden prognoses van hetzelfde algoritme maar verschillende steekproeven gecombineerd. Bagging, ofwel bootstrap aggregating, zou voor het PMJ interessant kunnen zijn, omdat het relatief eenvoudig te implementeren is en het model zelf ook niet al te complex wordt, zodat de resultaten nog steeds uitlegbaar zijn. Bagging is tevens een essentieel onderdeel van het random forest algoritme. Random forest is een woud van beslisbomen, waarbij elke beslisboom op een andere gebootstrapte steekproef van waarnemingen en/of een andere willekeurige selectie van de exogene variabelen wordt opgebouwd. Boosting is minder interessant omdat het zeer hoge kwaliteit van de data vereist zonder uitschieters en ruis en het is rekenintensief, waardoor de prognoses niet binnen de beschikbare tijd kunnen worden geactualiseerd.

Bij ensemble averaging en stacking kunnen prognoses van modellen geschat met verschillende algoritmes op dezelfde steekproef worden gecombineerd. Bij ensemble averaging wordt een gemiddelde berekend, terwijl bij stacking een metamodel wordt



geformuleerd. Ensemble averaging is een veelbelovende techniek voor het PMJ, omdat het relatief eenvoudig te implementeren is en er sowieso in de testfase vaak al verschillende algoritmes worden uitgetest. Tot nu toe werd op basis van verschillende criteria uiteindelijk één model gekozen, hoewel de onderlinge verschillen in voorspelkwaliteit vaak gering waren. Als alternatief zou het gemiddelde van de prognoses van meerdere modellen kunnen worden berekend. Zo zou bijvoorbeeld de instroom bij het OM kunnen worden voorspeld op basis van het aantal verdachten dat door de politie wordt geregistreerd, maar ook door middel van een tijdreeksanalyse. De uiteindelijke prognose wordt dan het gemiddelde van beide algoritmes. Stacking is ook een optie zolang het metamodel niet te ingewikkeld is. Maar het nadeel is dat het veel rekentijd kost en dat er (relatief) veel data nodig is.

## Conclusie en aanbevelingen

Machine learning modellen zijn vooral datagedreven en dus vooral gebaseerd op correlaties en niet zozeer op causale verbanden, dit in tegenstelling tot econometrische modellen. Een recente ontwikkeling is de groeiende aandacht voor causale en uitlegbare machine learning technieken, de zogenaamde 'explainable artificial intelligence' (XAI). Daarmee groeien de machine learning modellen en de econometrische modellen naar elkaar toe. Dit lijkt ook de meest belovende ontwikkelingsrichting voor het PMJ te zijn, maar XAI is op dit moment nog wel een kennisgebied in ontwikkeling.

Gegeven de aard van de data, het doel van PMJ en de randvoorwaarden, zijn de meest belovende alternatieve algoritmes:

- algoritme waarbij een straf wordt gezet op een te grote complexiteit van het model (lineaire regressie met elastic net regularisatie);
- analyse van duurgegevens tbs- of pij-maatregelen of voorlopige hechtenis (survivalanalyse);
- algoritme dat ervanuit gaat dat vergelijkbare kenmerken van de achtergrondfactoren leidt tot vergelijkbare waarden van de te voorspellen variabele (k-nearest neighbours);
- algoritme voor keuzemomenten, zoals het type straf wat moet worden opgelegd (logistische regressie, beslisboom);
- grotere benutting van de bestaande dataset door meerdere steekproeven uit de dezelfde dataset te trekken (bagging van gebootstrapte steekproeven);
- combinatie van meerdere beslisbomen door middel van bagging (random forest);
- combinatie van de uitkomsten van verschillende algoritmes (ensemble averaging);
- tijdreeksanalyse ten behoeve van ensemble averaging.

Grotendeels voldoen deze algoritmes aan de randvoorwaarden, maar soms zullen er concessies moeten worden gedaan. In een vervolgonderzoek zullen een aantal pilots met deze algoritmes worden uitgevoerd om te kijken of deze algoritmes ook daadwerkelijk tot een hogere voorspelkwaliteit leiden.

Het Wetenschappelijk Onderzoek- en Datacentrum (WODC), Kennisinstituut voor de rechtsstaat, is een onafhankelijk kennisinstituut dat valt onder het ministerie van Justitie en Veiligheid. Het WODC draagt bij aan behoud en verbetering van de rechtsstaat via het (laten) uitvoeren van kwalitatief hoog wetenschappelijk onderzoek. En door het aanbieden van gevraagde en ongevraagde kennis, verbeterpunten en (waar mogelijk) denkrichtingen.

Meer informatie:

[www.wodc.nl](http://www.wodc.nl)