het nationaal verkeersveiligheids congres

Identificatie en monitoring van DNA-groepen in ongevallen- & partij-data

Resultaat en methode tot het groeperen en indelen van ongevallen en partijen in groepen.

S. Broos (VIA), D. Kolkman (MKB datalab), G. Donkers (VIA)

Samenvatting

Met behulp van data science technieken is het DNA van natuurlijke groepen ongevallen en partijen te bepalen. Gemeten kan worden hoe gelijksoortige ongevallen en betrokken partijen zich over de jaren heen ontwikkelen: monitoring. Het kan per gemeente inzichtelijk maken wat voor groep gelijksoortige ongevallen over de jaren heen juist veel of weinig voorkomt. Er kan vergeleken worden met zelfde soort gemeentes, gemeentes met dezelfde problemen of met heel Nederland. Daarnaast laat het zien wat voor gelijksoortige partijen zich voordoen bij de ongevallen. Dit onderzoek gebruikt "unsupervised leren" zoals clustering om groepen af te leiden en heuristieken om DNA te bepalen.

Inleiding

Data science

Data science (datawetenschap) wordt steeds populairder en Davenport en Patil (2012) hebben het beroep van data wetenschapper zelfs uitgeroepen tot de meest sexy baan van deze eeuw. Met nieuwe technieken kan data gebruikt worden om nieuwe inzichten te krijgen. Deze inzichten zijn divers, bijvoorbeeld het voorspellen van de vraag (bv. brood) voor een bakker of een meer complex vraagstuk als het aanbevelen van producten op een webshop. Data wordt uitgelezen, schoongemaakt, hervormd en vervolgens gebruikt om een specifiek doel te bereiken. Een aantal technieken die gebruikt zijn voor dit onderzoek worden in de volgende paragrafen uitgelicht.

Supervised leren

Allereerst bestaat er supervised leren, hier probeert men de relatie tussen input en output te leren (Kaptein, 2019a). De input is een set van variabelen (ook wel features of kenmerken genoemd) waar een output tegenover staat. Neem bijvoorbeeld een foto waarvan je weet dat het een hond is. De input zijn dan de pixels van de foto en de output is de groep/categorie hond. Een ander voorbeeld is het voorspellen van huisprijzen. Als input neem je de eigenschappen of kenmerken van het huis en als output neem je huisprijs. Deze voorbeelden zijn te categoriseren als classificatie en regressie problemen. Dit onderzoek focust op een classificatie probleem.

Unsupervised leren

Unsupervised leren is een ander type van machine learning. Hier heb je wel een input, maar geen output (Kaptein, 2019b). Hier heb je bijvoorbeeld de kenmerken van gebruikers op een online webshop, maar weet je niet in welke groep gebruikers deze precies vallen. Er kunnen actieve en niet-actieve gebruikers zijn, maar ook meer complexe relaties zoals gebruikers die geïnteresseerd zijn in bepaalde product segmenten. Deze data kan gebruikt worden om natuurlijke groepen te ontdekken in de data. Hiervoor worden clustering algoritmes gebruikt. Om het clustering algoritme te optimaliseren (qua looptijd), wordt regelmatig gebruik gemaakt van dimensie reductie algoritmes. Deze dimensie reductie algoritmes kunnen het aantal kenmerken (ofwel: features, variabelen) met

slimme technieken reduceren.

Verkeerskundig probleem
Het idee is om op basis van data-analyse gemeentes de mogelijkheid te geven om gelijksoortige ongevallen en bijbehorende partijen gerichter aan te pakken. Het uiteindelijk **doel** is om instanties *aan te zetten tot maatregelen*. Zo kan een gemeente in de toekomst naar andere soortgelijke gemeentes kijken die effectief gelijksoortig ongevallen aanpakken. De algemene term hier is *monitoring*: Door de tijd heen gemeentes status bepalen op basis van verschillende kenmerken. Door het in kaart brengen en monitoren van de verschillende soorten DNA (groepen) kan de gemeente niet alleen inzichtelijk krijgen wat voor complexiteit aan ongevallen en partijen er in zijn gemeente plaats vinden, maar ook effectiever en efficiënter te werk gaan bij het doelmatig reduceren van het aantal ongevallen. Dit leidt tot de volgende onderzoeksvraag die we zullen beantwoorden in deze white-paper:

Vallen ongevallen & partijen in natuurlijke groepen (DNA)? Zo ja, kunnen we deze groepen (DNA) over de jaren heen monitoren?

Data science en het verkeer
Data
Voor dit onderzoek is gebruik gemaakt van een deel van de STAR-database[1] met ongevallen en partijen data. Deze data omvat kenmerken van een ongeval[2] en kenmerken van de betrokken partijen[3] (alleen bestuurders, voetgangers, en objecten) bij een ongeval. Mocht bij een ongeval een kenmerk onbekend zijn, dan is voor dat ongeval geen DNA af te leiden. Dit geldt ook op het moment dat er een ongeval is waarbij alleen objecten of dieren voorkomen. Hierdoor hebben we een dataset van **205.653 ongevallen** en **520.284 partijen** voor de jaren **2017 – 2019**.

Data voorbereiding en vervolg
Om de onderzoeksvraag te beantwoorden is de hierboven beschreven data geanalyseerd. Sommige variabelen zijn ordinaal (volgorde is belangrijk) en sommige nominaal (volgorde is *niet* belangrijk). De nominale variabelen zijn uitgesplitst (one-hot encoding | dummies) en de ordinale variabelen zijn numeriek gemaakt.

Voor het bepalen van DNA in de data is er gekozen voor clustering (unsupervised leren). Deze clustering kan verschillende soorten ongevallen en partijen in groepen onder verdelen. Deze groepen (clusters) hebben ieder een eigen betekenis. Deze betekenis kan later achterhaald worden. Door de uitsplitsing (one-hot encoding) van een aantal kenmerken zijn er veel dimensies ontstaan. Om het clusteren makkelijker te laten verlopen (kortere looptijd van het algoritme) is er gekozen voor een dimensie reductie. Deze dimensie reductie reduceert het aantal kenmerken naar een X-aantal dimensies (waar X staat voor een zelf te kiezen aantal dimensies).

De dimensie reductie methode is principal component analysis (PCA); deze transformeert en combineert lineaire relaties naar een gespecificeerd X aantal dimensies. Vervolgens zijn de overgebleven X-dimensies geclusterd. Voor de clustering is gekozen voor het K-means (zowel voor de

[1] https://www.star-verkeersongevallen.nl
[2] Voorbeelden van meegenomen ongeval kenmerken:
- Lichtgesteldheid
- Wegverharding
- Maximumsnelheid

[3] Voorbeelden van meegenomen partij kenmerken:
- Leeftijd
- Vervoerwijze

ongevallen als partijen data) (MacQueen, 1967) algoritme. Na de clustering is de data getransformeerd om de belangrijkste (dominantste) kenmerken per groep te achterhalen. Hiervoor is een heuristiek gebruikt. De kracht van de heuristiek is om domein en case specifieke kennis toe te voegen. In dit geval is de uitkomst de dominante variabelen die een cluster definiëren.

Resultaten
Deze sectie beschrijft de resultaten van het onderzoek. Allereerst zal de dimensie reductie besproken worden, daarna de clustering, vervolgens het DNA besproken, en als laatste de monitoring.

Dimensie reductie
De eerste stap in het proces is de dimensie reductie. De variabelen zijn gereduceerd naar 25 dimensies. De gekozen 25 dimensies gaven de beste resultaten gekeken naar de uiteindelijke uitkomt (de betekenis van de groepen).

Clustering
De data van de dimensie reductie wordt vervolgens gebruikt om te clusteren. Het doel is om groepen ongevallen en partijen te kunnen onderscheiden en te monitoren. Allereerst zijn de ongevallen clusters afgeleid met het K-means algoritme. Hiervoor is k (het aantal clusters) van 40 bepaald aan de hand van verschillende prestatie indicatoren:

- Inertia: Geeft de afstand binnen het cluster aan, deze score moet zo **laag** mogelijk uitvallen.
- Calinski-Harabasz index: Geeft de ratio tussen de afstand binnen het cluster en tussen clusters. Deze score moet zo **hoog** mogelijk uitvallen
- Davies-Bouldin: Geeft aan hoe ver clusters van elkaar afliggen. Deze score moet zo **laag** mogelijk uitvallen.

Voor de partijen data is ook het K-means algoritme gebruikt met k=48. Deze zijn ook gebaseerd op de prestatie indicatoren hierboven benoemd. Daarnaast is de dominantie (betekenis) van het DNA ook meegewogen. Belangrijk in de overweging is dat kleine gebieden ook de mogelijkheid moeten hebben om een cluster te monitoren. Het moet natuurlijk niet zo zijn dat er zoveel clusters zijn dat elk clusters een individueel ongeval bevat.

DNA
Iedere groep (cluster) heeft zijn eigen betekenis. Het ene cluster kan veel ongevallen bevatten op een kruispunt, terwijl het andere cluster veel ongevallen bevat die juist niet op een kruispunt zijn gebeurd. Ditzelfde geldt voor de partijen: Het ene clusters kan bestaan uit uitsluitend fietsers en het andere uit uitsluitend voetgangers. Om te achterhalen wat ieder cluster betekent, is er gebruik gemaakt van een heuristiek. Er zijn meerdere dominantie methodes afgewogen zoals classificatie (supervised leren) met het random forest algoritme of alleen visualisaties met bv. een heatmap. Uiteindelijk is de heuristiek ontwikkeld om domein en case specifieke kennis mee te kunnen nemen. In het heuristiek zijn “actieve” variabelen en “illustratieve” variabelen meegenomen. De actieve variabelen zijn opgenomen om de clusters af te leiden en de illustratieve zijn alleen bedoeld om de dominantie te bepalen. Twee voorbeelden van de ongevallen en partijen clusters zijn weergegeven in tabel 1 en 2. Belangrijk om hierbij rekening te houden is dat er gekeken is naar zelfde soort ongevallen. Het hoeft dus niet te betekenen dat elk ongeval exact hetzelfde is (anders krijg je oneindig veel clusters). Hierdoor zijn termen als “vaak”, “heel vaak”, “regelmatig”, etc. erg belangrijk. Dit laadt de dominantie zien van een bepaald kenmerk binnen een cluster. Als voorbeeld: Een cluster met de betekenis “vaak 50 km/u wegen” wil zeggen dat binnen dit cluster het vaak voorkomt dat ongevallen op 50 km/u wegen voorkomt, echter dit is niet altijd het geval.

Tabel 1: Ongevallen cluster vergelijking

Cluster 9	Cluster 22	Cluster 25
Mix kruispunt/geen kruispunt	Vaak niet op een kruispunt	Vaak op een kruispunt
In de avonden en ochtenden (voor de spits)	Overdag	Overdag
Regelmatig hevigere ongevallen	Regelmatig hevigere ongevallen	Vaak UMS-ongevallen
Vaak 50 wegen	Vaak 50 km/u wegen	Regelmatig 60, 80 wegen
Vaak duisternis	Heel vaak daglicht	Heel vaak Daglicht
Vaak overig asfalt	Vaak overig asfalt	Altijd overig asfalt
Heel vaak regen	Heel vaak droog	Altijd droog
Heel vaak 2 partijen	Heel vaak 2 partijen	Heel vaak 2 partijen
Botsing langzaam – snelverkeer	Botsing langzaam – snelverkeer	Botsing snelverkeer met een object
Hele jaar door met pieken in kwartaal 1 en 4	Hele jaar door met pieken in kwartaal 2 en 3	Hele jaar door met pieken in kwartaal 2
Vaak alle leeftijden bij betrokkenen waarbij 1 van de partijen een jongere is	Altijd volwassenen bij betrokkenen	Alle leeftijden die tegen een object aan botsen

Tabel 2: Partijen cluster vergelijking

Cluster 1	Cluster 3	Cluster 11
Fietsers	Motorfietsen	Auto's en busjes
Leeftijd tussen de 58 en 70 jaar	Leeftijd tussen de 18 en 21 jaar	Leeftijd tussen de 69 en 76 jaar

Monitoring

De gegeven clusters en hun bijbehorende DNA kunnen over de tijd heen gemeten worden, zodat instanties binnen hun gebied beter zicht krijgen op wat er speelt en dit kunnen analyseren. Dit kan bestempeld worden als monitoring[4]. Tabel 3 geeft inzicht in de cluster grote (absoluut en relatieve waardes) over de tijd heen voor verschillende gebieden: (1) Nederland, (2) 's-Hertogenbosch, (3) Vught. In tabel 3a is te zien dat cluster 22 absoluut en relatief toeneemt. Cluster 25, aan de andere kant, neemt absoluut en relatief af. Cluster 9 is stabiel over de jaren heen.

[4] Monitoring is het systematisch volgen van de ontwikkelingen over de tijd heen van specifieke groepen met vooraf bepaalde indicatoren. Het wordt gebruikt om te zien wat, wanneer, en waarom het speelt (analyse).

Voor een instantie kan het interessant zijn om zijn gegevens te vergelijken met een soort gelijke instantie of met de trend in heel Nederland. Tabel 3b toont de cluster grootte voor de gemeente ‘s-Hertogenbosch. Hierin is te zien dat cluster 9 stabiel is en cluster 22 over de jaren heen schommelt. Cluster 25 is afgenomen. Dus, cluster 9 en 25 ontwikkelen zich hetzelfde in ’s-Hertogenbosch als in heel Nederland.

In Vught zijn de aantal ongevallen (veel) lager (Tabel 3c). Echter, kunnen we op *sommige* clusters wel monitoren. Cluster 9 heeft lage aantallen en schommelt over de jaren heen. Hier kun je (op dit moment) niet goed op monitoren. Echter cluster 22 en 25 laten een duidelijkere trend zien. Cluster 22 neemt sterk toe, terwijl cluster 25 schommelt. Dus, cluster 22 en 25 ontwikkelen zich hetzelfde in Vught als in heel Nederland.

Tabel 3a: Monitoring ongevallen Nederland per cluster (absoluut: links, relatief: rechts)

Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	995	980	1109
22	2448	2823	2815
25	3212	3074	2832

Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	1.5	1.4	1.6
22	3.6	4.1	4.1
25	4.7	4.5	4.1

Tabel 3b: Monitoring ongevallen instantie ‘s-Hertogenbosch per cluster (absoluut: links, relatief: rechts)

Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	10	10	10
22	28	31	22
25	30	16	17

Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	1.6	1.7	1.7
22	4.3	5.4	3.7
25	4.7	2.8	2.9

Tabel 3c: Monitoring ongevallen instantie Vught per cluster (absoluut: links, relatief: rechts)

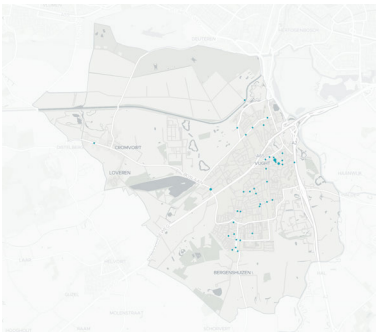
Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	2	0	2
22	0	4	6
25	3	2	3

Jaar / Cluster	2017	2018	2019
9	2.4	0.0	2.1
22	0.0	4.0	6.2
25	3.6	2.0	3.1

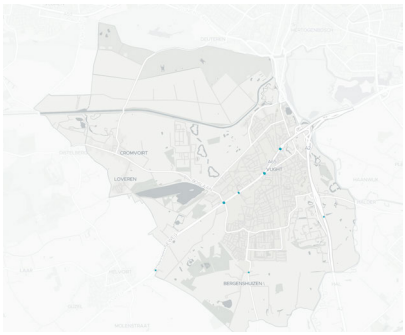
Op dit moment zijn er 3 “random” cluster gekozen om een gevoel te krijgen voor de betekenis van een cluster. Echter, betere analyse strategieën zijn mogelijk op bijvoorbeeld gemeentelijk niveau. Een instantie zou kunnen focussen op groepen die snel groeien of juist op de grootste groepen over meerdere jaren heen. De strategie is ook afhankelijk van de gemeente. Om het voor kleine gemeentes interessant te houden, is er een balans gezocht tussen het aantal clusters en de hoeveelheid ongevallen binnen het cluster. Met een dergelijke analyse kunnen instanties bepaalde ongeval-typen (DNA) identificeren, monitoren en (uiteindelijk) maatregelen treffen.

Monitoring met een strategie
Strategie: **Grootste groepen**, instantie: Gemeente Vught.
In de gemeente Vught vallen relatief weinig ongevallen en is monitoring af en toe lastig. Echter, een strategie zoals de grootste groepen pakken, valt wel onder de mogelijkheden. Clusters 2 (20 ongevallen[5]), 21 (21 ongevallen[4]), en 36 (15 ongevallen[4]) zijn in totaal goed voor 20% van alle ongevallen in de jaren 2017-2019 in de gemeente Vught (ter referentie dit zijn maar 3 van de 40 clusters, oftewel 7,5%). Cluster 2 zijn voornamelijk ongevallen die vaak niet op een kruispunt voorkomen, overdag met daglicht, vaak 50 km/u wegen, regelmatig heviger, vaak overig asfalt, heel vaak 2 partijen, en langzaam verkeer dat botst met snelverkeer (Figuur 1).

Figuur 1: Voorbeeld hoe de ongevallen van cluster 2 eruit zouden kunnen zien



Figuur 2: Voorbeeld hoe de ongevallen van cluster 21 eruit zouden kunnen zien



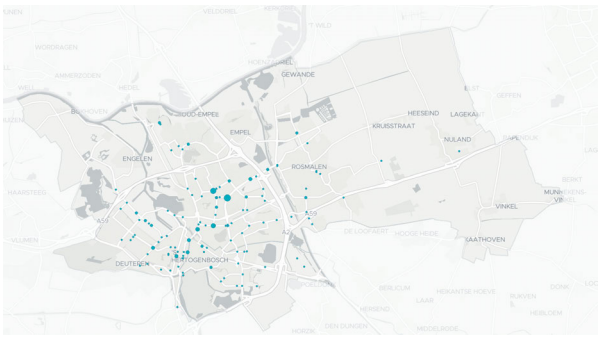
Figuur 3: Voorbeeld hoe de ongevallen van cluster 36 eruit zouden kunnen zien

Cluster 21 zijn voornamelijk ongevallen die overdag met daglicht gebeuren, regelmatig heviger, regelmatig 30 km/u wegen, heel vaak op klinkers, heel vaak droog, vaak 2 partijen, heel vaak een botsing tussen langzaam en snelverkeer (Figuur 2). Cluster 36 zijn voornamelijk ongevallen die vaak op kruispunten gebeuren, heel vaak droog, vaak overdag met daglicht, regelmatig 70, 80 of 100 km/u wegen, vaak UMS, vaak overig asfalt, regelmatig 3 of meer partijen aanwezig, vaak een kettingbotsing/kop-staart (Figuur 3).

Door deze strategie kan geconcludeerd worden dat er problemen zijn met langzaam en snelverkeer (botsingen) en botsingen met meerdere snelverkeer partijen in de gemeente Vught. Hierop zouden maatregelen genomen kunnen worden.

Strategie: **Grootste stijger**, instantie: Gemeente ’s-Hertogenbosch
In de gemeente ’s-Hertogenbosch vallen relatief meer ongevallen waardoor monitoring bijna altijd mogelijk is. In dit geval is gekeken naar de grootste stijger over de jaren 2017 t/m 2019. Hierin zien we 2 clusters: cluster 12 (26 ongevallen in 2017, 37 ongevallen in 2018, en 38 ongevallen in 2019) en cluster 33 (8 ongevallen in 2017, 10 ongevallen in 2018, en 20 ongevallen in 2019).

[5] Data: 2017 t/m 2019



Figuur 4: Voorbeeld hoe de ongevallen van cluster 12 eruit zouden kunnen zien

Figuur 5: Voorbeeld hoe de ongevallen van cluster 33 eruit zouden kunnen zien

Cluster 12 zijn voornamelijk ongevallen overdag in daglicht, vaak UMS, altijd overig asfalt, vaak droog, vaak 1 partij, vaak snelverkeer, alle leeftijden (Figuur 4). Cluster 33 zijn voornamelijk ongevallen overdag in daglicht, heel vaak UMS, vaak overig asfalt, altijd regen, vaak oudere en/of volwassenen betrokken, vaak 2 partijen, botsing tussen snelverkeer en snelverkeer (Figuur 5). Duidelijk is dat er een toenemend probleem is met eenzijdige snelverkeer ongevallen overdag en botsingen tussen snelverkeer en snelverkeer in de regen in de gemeente ‘s-Hertogenbosch.

Conclusies/aanbevelingen

In dit paper laten we het gebruik van data science in combinatie met verkeersdata zien. We tonen aan dat het mogelijk is om door middel van unsupervised leren een uniek profiel of “DNA” te onderscheiden is in de data over ongevallen en de betrokken partijen. De clusters met vergelijkbaar DNA kunnen door wegbeheerders gemonitord worden, om zo opvallende ontwikkelingen te signaleren, in kaart te brengen en waar nodig te interveniëren. Door de clusters op te nemen in de software maakt VIA Software het mogelijk voor wegbeheerders om hier zelf mee aan de slag te gaan. Dit onderzoek demonstreert de meerwaarde van data science in het verkeersdomein, maar is slechts een eerste stap. De vervolg stappen zijn tweedelig. Ten eerste zal er gekeken worden naar het verbeteren van modellen door bv. het onderzoeken van (nieuwe) modellen, zoals gaussian mixture models (GMMs) of Birch (Zhang, et al. 1996), andere dimensie reducties zoals UMAP (McInnes & Healy, 2018), de verdere specificatie van dominantie bepaling en het gebruik van meer of minder variabelen. Als tweede zal er gekeken worden naar de toepasbaarheid van het algoritme in de VIA software, zoals het vergelijken met zelfde soort gemeentes of vergelijken met gemeentes die hetzelfde probleem hebben.

Literatuur/referenties/bronnen

Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist. Harvard business review, 90(5), 70-76.

Kaptein, M. (2019a, 20 mei). Hoe doen computer slimme dingen? Zo werkt machine learning. Geraadpleegd van https://www.emerce.nl/best-practice/machine-learning-werkt-dankzij-supervised-leren

Kaptein, M. (2019b, 5 juni). Hoe doen computer slimme dingen? Ze kunnen ook prima data samenvatten. Geraadpleegd van https://www.emerce.nl/achtergrond/hoe-doen-computers-slimme-dingen-ze-kunnen-prima-data-samenvatten

MacQueen, J.B. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pp. 281–297.

McInnes, L., Healy, J. (2018). UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction, ArXiv e-prints 1802.03426.

Zhang, T., Ramakrishnan, R., & Livny, M. (1996). BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases. ACM Sigmod Record, 25(2), 103-114.