

Inzichten in mobiliteitsgedrag met AI: een eerste verkenning

Taoufik Bakri – TNO – taoufik.bakri@tno.nl

Nico Spijkers – Ministerie van Infrastructuur en Waterstaat - nico.spijkers@minienw.nl

Fieke Beemster – TNO – fieke.beemster@tno.nl

Bijdrage aan het Colloquium Vervoersplanologisch Speurwerk 13 en 14 oktober 2022, Utrecht

Samenvatting

Artificial Intelligence (AI) en gerelateerde data science technieken kunnen in het mobiliteitsdomein worden ingezet om automatisch inzichten af te leiden uit datasets. AI getrainde modellen zijn echter complex en hebben een 'black-box' karakter. Dit paper geeft de resultaten van een verkenning van de toepassingsmogelijkheden van AI op het gebied van modaliteitskeuzes die mensen maken in hun dagelijkse leven. Veel aandacht gaat uit naar de uitlegbaarheid (*explainable AI*).

Voor het trainen van het AI model om de vervoerwijzekeuze te voorspellen is gebruik gemaakt van data van Onderweg in Nederland (ODIN). Deze dataset is verrijkt met twee extra databronnen: weerdata van het KNMI en parkeerkostendata van het Nationaal Parkeer Register. De impact van het toevoegen van een extra databron op de voorspelling is van groot belang voor de bruikbaarheid van deze methode.

De verkenning bevestigt de geschiktheid van AI als methode om snel grote hoeveelheden data te analyseren en daaruit de belangrijkste kenmerken die er toe doen te identificeren. Zo werd in de verkenning vastgesteld dat het verhogen van parkeerkosten gemiddeld leidt tot een verhoogd gebruik van openbaar vervoer. Dit geeft een beleidsmaker belangrijke handvaten om impact van beleid vooraf in te schatten. Ook is gebleken dat de AI aanpak in potentie robuust is ten aanzien van het toevoegen van nieuwe databronnen. Dit maakt het bruikbaar om in de praktijk te implementeren.

Ook is een aantal nadelen van de methode zichtbaar geworden. Sommige verkregen inzichten waren niet direct uitlegbaar vanuit het menselijk gedrag beredeneerd. Dit is inherent aan de AI methode. Het is moeilijk om kennis over gedrag werkend in een AI model te integreren. Dit kan negatieve gevolgen hebben voor een snelle adoptie van AI in de praktijk.

De meerwaarde van het gebruik van AI schuilt vooral in de flexibiliteit en het gemak waarmee deze methoden complexiteit kunnen ontrafelen. Hierdoor is AI inzetbaar om een snelle verkenning van de belangrijkste kenmerken van een vraagstuk te identificeren. Dit kan vervolgens input zijn voor de huidige theoriegestuurde modelleringstechnieken.

1. Inleiding

Opgaven op het gebied van infrastructuur, mobiliteit en leefomgeving worden complexer en vragen om nieuwe inzichten die bijdragen aan nieuwe oplossingsrichtingen. Zowel TNO als het ministerie van IenW willen graag inzicht in het effect van nieuwe modaliteiten op de leefomgeving, welke veranderingen in verplaatsingsgedrag er ontstaan maar daarnaast ook beter begrijpen hoe dat verplaatsingsgedrag tot stand komt. Wanneer we meer zicht krijgen op welke factoren ten grondslag liggen aan verplaatsingsgedrag, dan zouden we dat inzicht kunnen gebruiken om meer te kunnen sturen op gedrag in plaats van het aanleggen van nieuwe infrastructuur. Deze inzichten moeten derhalve leiden tot slimmere beleidskeuzen waarbij het ultieme doel is beter gebruik te maken van de bestaande mobiliteitsvoorzieningen.

Traditionele modellen om keuzegedrag te begrijpen en voorspellen zijn alom bekend en erkend. Ze worden toegepast in verschillende domeinen, variërend van de econometrie, marketing tot aan mobiliteitsbeleid om impact van maatregelen op modaliteitenkeuze te kwantificeren.

In het huidige tijdperk waarin steeds meer databronnen beschikbaar komen, groeit de complexiteit van de te modelleren systemen. Traditionele (keuze)modellen zullen steeds meer moeite hebben om al de vrijheidsgraden in de data goed mee te nemen in het model. Met behulp van AI kan op automatische wijze de datarepresentatie geleerd worden waardoor relevante vrijheidsgraden en kenmerken die potentieel bepalend zijn voor vervoers- en keuzegedrag kunnen worden vastgesteld op basis van de inputdata en niet zozeer op basis van een vooraf voorgesteld (fysisch)model. Dit geeft een groot voordeel ten opzichte van de meer traditionele aanpak omdat het weinig domein voorkennis vereist. De resultaten zijn dan echter niet altijd goed uitlegbaar en soms zelfs in strijd met expertmatige kennis. Een combinatie van beide (traditionele en AI) aanpakken waarbij zowel domeinkennis als AI worden gebruikt biedt dan veel toegevoegde waarde. Hierdoor worden zowel complexiteit als uitlegbaarheid tegelijkertijd geadresseerd. AI wordt op deze manier gebruikt om vooral de complexiteit aan te pakken. De mens/expert wordt vervolgens ingezet om te beoordelen of opgedragen oplossing/voorspelling nadere verfijning behoeft en of opgedragen oplossing uitlegbaar is en aan domein- en ethische randvoorwaarden voldoet. De zogenaamd "Human in the loop" aanpak.

In dit project wordt AI ingezet als datagedreven schatter/filter van relevante kenmerken die in een keuzemodel kunnen worden gebruikt. Deze aanpak is in dit project getoetst en de meerwaarde daarvan bepaald. In hoeverre de AI-schatter robuust is voor het toevoegen van extra databronnen is bepalend voor de bruikbaarheid van de techniek in het mobiliteitsdomein. Met andere woorden, het toevoegen van een extra bron moet niet leiden tot een grote verschuiving in de belangrijkste kenmerken die het model gebruikt om te voorspellen.

Het doel van dit project is experimenteren met AI methodes met een combinatie van databronnen teneinde meer inzicht te krijgen in het mobiliteitsgedrag en meer specifiek de modaliteitskeuzes die mensen maken in hun dagelijkse leven. Met name de impact van het toevoegen van een extra databron op de voorspelling is hierbij van belang voor

de bruikbaarheid van deze methode. Hierdoor kan meer inzicht worden verschaft in het mogelijk toekomstige gebruik en ontwikkeling van MaaS-diensten. Het gezamenlijk meer leren over de toegevoegde waarde van AI voor dit vraagstuk behoort eveneens tot de doelstellingen van deze studie.

2. Plan van aanpak en methodiek

De aanpak/methodiek in deze verkenning bestaat uit de volgende stappen:

- **Datapreparatie, verzameling & verrijking**
 - ODiN 2019 data wordt opgeschoond. Alle ontbrekende, foutieve of onbetrouwbare rijen worden verwijderd
 - ODiN 2019 wordt verrijkt met de reisalternatieven. Deze worden m.b.v. OpenTripPlanner gegenereerd en toegevoegd aan ODiN inclusief bijbehorende reistijd en kosten
 - Historische KNMI (radar) neerslag data worden gedownload voor betreffend studiejaar.
 - KNMI data worden accuraat meetkundig geprojecteerd op vertrek locatie en tijd.
 - Datafusie van KNMI neerslag data met de verrijkte ODiN
 - Verrijkte ODiN omzetten naar een formaat geschikt voor het AI model. Oftewel normaliseren
- **AI aanpak/analyse**
 - AI model trainen op verrijkte en voorbewerkte ODiN data
 - AI model valideren en lijst met relevante features genereren
 - AI model vergelijken met Machine Learning (ML) model Decision tree
- **Impact extra bron**
 - Extra bron bewerken en geschikt maken voor fusie met verrijkte ODiN
 - AI model opnieuw trainen en valideren
 - Impact op relevante features duiden
- **Conclusies en aanbevelingen**

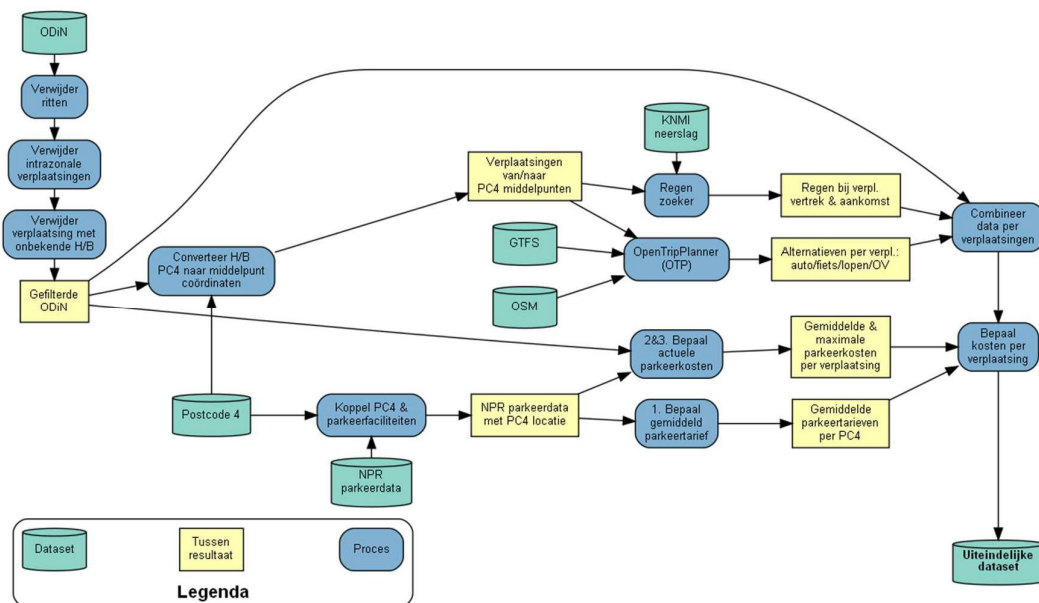
In dit hoofdstuk wordt verder ingegaan op de datapreparatie die nodig is zodat deze kan dienen als input voor het model. Hierna wordt een beschrijving gegeven van de methode om de hyperparameters van het model te schatten waarna de topologie van het netwerk wordt vastgelegd. De train-, validatie- en testfases worden vervolgens in detail beschreven. De resultaten van het model worden gepresenteerd in termen van AI kpi's zoals *accuracy*, *precision*, *recall* en *f1-score*¹. Het AI model wordt ter benchmarking ook vergeleken met een standaard *machine learning* algoritme, *decision tree*. Tot slot worden de *'feature importance'*² en de *gradiënten*³ plots besproken. Hierin geeft het AI model de belangrijkste kenmerken die nodig zijn om keuzegedrag te voorspellen en hoe (positief of negatief) een kleine verandering in deze kenmerken de modaliteitenkeuze beïnvloedt.

¹ Precision is een maat voor false positives, recall is een maat voor false negatives en f1-score is het harmonisch gemiddelde van beide maten en geeft een algemene prestatie van het model aan. Accuracy is het percentage correcte voorspellingen van het model

² Hiermee wordt bedoeld: Een score die het belang van de kenmerken voor het AI model weergeeft

³ Gradiënten zijn verwant aan elasticiteiten in de econometrie. Ze zijn een maat van de gevoeligheid van de modeluitkomst t.a.v. (kleine) variaties in een gegeven kenmerk

2.1 Dataset voorbereiding en fusie



Figuur 1: Dataset voorbereiding en combinatie

Figuur 1 toont op hoofdlijnen het proces dat is gevolgd om tot de uiteindelijke dataset te komen. Hierbij zijn de verplaatsingen uit het ODiN verrijkt met informatie over de hoeveelheid regen bij vertrek/aankomst en met informatie (reisduur, afstand, aantal overstappen) over alternatieve manieren om dezelfde reis te maken. Voor elke verplaatsing en elk alternatief is vervolgens op basis van de afstand en de parkeertarieven op de bestemming een prijs bepaald. Dit resulteert in een dataset die zowel de gemaakte keuze toont uit ODiN, als de bijbehorende parameters van de alternatieven, persoonskenmerken en omgevingsfactoren.

Data voorbereiding en fusie wordt veelal, ten onrechte, onderbelicht in wetenschappelijke artikelen. Men gaat er meestal vanuit dat de data al is bewerkt en voldoet aan de eisen. We geven hier derhalve een inkijkje in de processen die onder de motorkap schuilen om tot de verrijkte dataset te komen die als input zal dienen voor het AI model.

2.2 Beschrijving gebruikte datasets

Onderweg in Nederland (ODiN)

Het ODiN is een jaarlijkse enquête die het CBS gedurende het jaar uitvoert onder ruwweg 50 duizend personen. Aan de respondenten wordt gevraagd om voor één bepaalde dag van het jaar bij te houden welke verplaatsingen ze maken, met welk doel, met welk vervoermiddel en hoe lang de verplaatsing duurt. Dit wordt door het CBS uitgebreid waardoor een compleet bestand ontstaat waarmee mobiliteitsgedrag kan worden gekoppeld aan persoons- en huishoudenkenmerken.

Voor dit project is gekozen voor de ODiN data uit 2019 (Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS) & Rijkswaterstaat (RWS-WVL), 2020). Alhoewel recentere data uit 2020 beschikbaar is, heeft de COVID-19 pandemie een dusdanige impact op het reisgedrag van 2020 dat wordt aangenomen dat deze data niet representatief is.

General Transit Feed Specification (GTFS) data

GTFS is een standaardformaat waarin informatie over het OV netwerk (lijnen, haltes, dienstregelingen) wordt gerepresenteerd. Voor Nederland wordt ruwweg elke week een nieuw GTFS bestand gepubliceerd (OV API, 2021) met daarin de dienstregelingen van de verschillende OV aanbieders.

Voor dit project is het OV netwerk en de bijbehorende dienstregeling van juli 2021 gebruikt.

OpenStreetMap (OSM)

OSM biedt vrij beschikbare kaarten aan op een hoog detailniveau. Deze kaarten zijn deels gebaseerd op gedoneerde commerciële data, deels op GPS data verzameld en onderhouden door duizenden vrijwilligers wereldwijd. Voor deze verkenning is gekozen om een snapshot te gebruiken van juli 2021 (OpenStreetMap contributors, 2021).

OpenTripPlanner (OTP)

OTP is een multi-modale routeplanner die gebruik maakt van publieke OSM en GTFS data (zie paragrafen 0 en 0). De routeplanner kan reizen plannen tussen twee punten voor een bepaalde tijd en dag, waarbij gebruik wordt gemaakt van (een combinatie van) de modaliteiten auto, fiets, OV of lopen. Voor deze verkenning is versie 1.5 van OTP (OpenTripPlanner contributors, 2020) gebruikt.

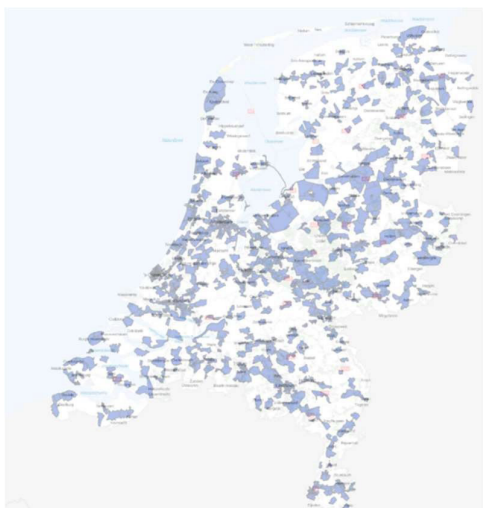
Postcode 4 gebieden (PC4)

Het CBS verschaft jaarlijks demografische en sociaaleconomische kerncijfers voor het numerieke deel van postcodezones (PC 4, bv. 2595). Voor deze studie is gekozen om postcodegebieden van 2019 te gebruiken (Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS), 2019), omdat deze overeenkomen met het gebruikte ODIN jaar.

Parkeerkosten per PC4 gebied

De RDW biedt, via het Nationaal Parkeer Register, open data over parkeerfaciliteiten en bijbehorende tarieven aan van alle openbare parkeervoorzieningen binnen de Nederlandse gemeenten. De data bevat 6446 actieve parkeerfaciliteiten, 64% (4133) heeft locatie informatie die te koppelen is aan een postcodezone. Hierin zitten geen privégarages zoals van een specifieke winkel of een woontoren, wel vergunningsgebieden (38%), betaalde straatparkeerplaatsen (33%), garages (8%), carpool (5%) en overige zones (9%: ontheffingen, blauwe zones, etc.)

26% (1097) van alle PC4 zones hebben ten minste 1 gekoppelde parkeerfaciliteit. De dekking van deze data op PC4 niveau is gevisualiseerd in Figuur 2, alle gekleurde zones hebben parkeerfaciliteitsinformatie. Deze figuur geeft ter illustratie hoe uniform verdeeld de NPR data is over heel Nederland.



Figuur 2: Verdeling PC4 zones met parkeerfaciliteitinformatie van het NPR

KNMI neerslag data

Het KNMI biedt neerslagdata aan op een 1x1 km raster met een tijdsresolutie van 5 minuten. De data is afkomstig van twee weerradars in Den Helder en Herwijnen en wordt gevalideerd en gecorrigeerd met data van ruwweg 300 grondstations van het KNMI. Voor deze studie wordt de neerslagdata uit 2019 gebruikt (KNMI & Overeem, 2019) om aan te sluiten op het peiljaar van ODin.

2.3 AI methode

Voor het voorspellen van keuzegedrag wordt in deze fase gebruik gemaakt van een neuraal netwerk, een zogenaamd *Feed Forward dense neural network (FFNN)*. Zie Figuur 3 ter illustratie. Dit is de meest basale vorm van neurale netwerken en is zeer geschikt voor het type data dat is geprepareerd en verrijkt in fase 1 (zie paragraaf 2.1 en 2.2) omdat er geen correlaties bestaan tussen de afzonderlijke reizen in de database. Andere meer geavanceerde vormen van neurale netwerken zoals *Convolutional neural networks (CNN)* en *Recurrent neural networks (RNN en LSTM)* zijn meer geschikt voor respectievelijk beeldherkenning en data met tijdreeksen waarin de temporele en ruimtelijke afhankelijkheden/correlaties in acht worden genomen door het netwerk. Voor het doel van dit onderzoek volstaat daarom het gebruik van FFNN. De input voor het (FFNN) model bestaat uit de volgende 29 kolommen/ kenmerken uit de verrijkte de ODin:

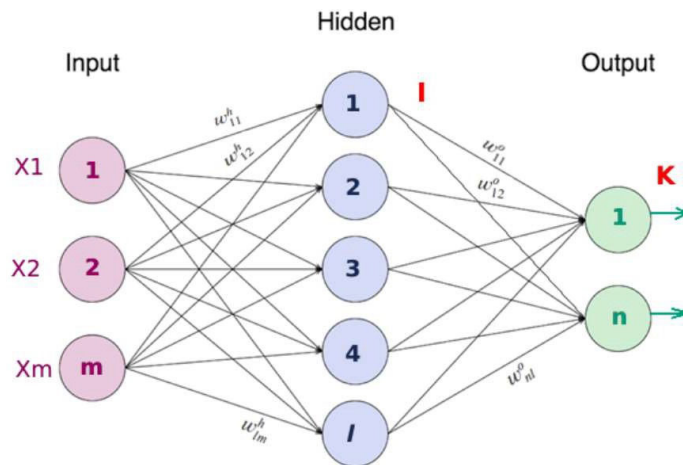
- 'sted_o', 'ovstkaart', 'weekday', 'd_hhchildren', 'd_high_educ', 'gender', 'driving_license', 'car_ownership', 'main_car_user', 'hh_highinc20', 'hh_lowinc20', 'pur_home', 'pur_work', 'pur_busn', 'pur_other', 'departure_rain', 'arrival_rain', 't_cycle', 't_transit', 'c_car', 'c_transit', 'pc_car', 't_walk', 't_carp', 't_car', 'sted_d', 'AGE1E', 'AGE2E', 'AGE3E'

Deze kenmerken zijn de meest relevante en voor de hand liggende kenmerken om in eerste instantie mee te nemen in het model. Deze kenmerken nemen grofweg de volgende belangrijke eigenschappen van de reis in acht:

- Eigenschappen m.b.t. de modaliteit: reistijd en reiskosten
- Eigenschappen m.b.t. het type reis: huis, woon-werk, zakelijk, recreatief/anders
- Eigenschappen van de reizigers, de zogenaamd meta data zoals onder meer: Geslacht, inkomen, autobezit, bezit rijbewijs.

De reisafstand ontbreekt als input voor het model. Hier wordt aangenomen dat de afstand

impliciet afhankelijk is van de reistijd en reiskosten. Het meenemen van de reisafstand zal hierdoor weinig extra informatie toevoegen en zal naar verwachting weinig impact hebben op de netwerkscores. De verrijkte ODiN data bestaat verder uit maar liefst 150.000 rijen/verplaatsingen gemaakt door ongeveer 50.000 mensen en is daarmee geschikt om AI-analyses op toe te passen.



Figuur 3 Voorbeeld van een Feed Forward neurale netwerk met 1 hidden layer en bijbehorende gewichten w_{jk}^h en w_{kl}^o langs de pijlen

De beschouwde modaliteiten In dit project komen overeen met de 'Choice' kolom in de verrijkte ODiN en zijn als volgt:

- Auto als bestuurder
- Auto als passagier
- OV (bus, tram, metro of trein)
- Fiets
- Lopen

3. Resultaten

Om te weten te komen hoe het AI model heeft gepresteerd (lees ook geleerd) op basis van de verrijkte datasets is de methodiek toegepast van trainen, valideren en vervolgens testen. De resultaten die worden besproken zijn de resultaten op basis van de testset waarbij gekeken is naar de performance voor precision, recall en de F1-score zoals toegelicht in de methode. De eerste set aan resultaten zijn uitkomsten op basis van de dataset ODiN in combinatie met weerdata. Uit tabel 1 is af te leiden dat het model weinig moeite heeft met het voorspellen van vervoerkeuze voor de opties lopen, fietsen en auto als bestuurder. De F1 score is daar ruim voldoende⁴. Voor de opties auto als passagier en OV lijkt het model meer moeite te hebben om te komen tot de juiste voorspelling in verband met een lage recall, maar hoge precision. Dit houdt voor precision in dat wanneer er voor auto als bestuurder of OV wordt gekozen het model in meer dan 80% van de gevallen zal aangeven dat voor die optie is gekozen. Echter, wanneer naar de recall wordt gekeken blijkt het model uiteindelijk maar voor om en nabij 40% van de gevallen daadwerkelijk correct te zijn. Een aanzienlijk verschil dus.

⁴ De scores zijn weergegeven tussen 0 en 1, waarbij een score dicht bij de 1 een betere performance laat zien gegeven het leerdoel van het model in ons geval het voorspellen van modaliteitskeuze.

Tabel 1 Resultaten FFNN model op de test data

Modaliteit	Precision	Recall	F1-score	Support
Car	0.764	0.934	0.841	51949
Car passenger	0.905	0.381	0.536	16472
Transit	0.806	0.469	0.593	9234
Cycle	0.742	0.819	0.778	41378
Walk	0.993	0.890	0.939	23389
Accuracy			0.80	142422
Macro average	0.842	0.699	0.737	142422
Weighted average	0.814	0.799	0.787	142422

Om te valideren of het gekozen Neuraal Netwerk model, wat in de regel kan worden gezien als een complex model, daadwerkelijk tot betere type voorspellingen leidt is ook gekeken naar een benchmark model in dit geval een decision tree. Met het benchmarken kan worden nagegaan en afgezet welke type machine learning modellen het beste zal presteren gegeven de opdracht die het krijgt. In dit geval, blijkt de decision tree met een maximale diepte van 5 en 10 trees niet significant beter te presteren, wat in de regel betekent dat een Neural Netwerk model goed presteert vergeleken met een standaard machine learning algoritme.

Tabel 2: Score Decision Tree met max_diepte = 10

Modaliteit	Precision	Recall	F1-score	Support
Car	0.86	0.95	0.90	14739
Car passenger	0.91	0.65	0.76	4591
Transit	0.73	0.50	0.59	2583
Cycle	0.88	0.93	0.90	12251
Walk	0.99	0.95	0.97	6878
Accuracy			0.88	41042
Macro average	0.842	0.699	0.737	41042
Weighted average	0.814	0.799	0.787	41042

Tabel 3: Score Decision Tree max_depth = 5

Modaliteit	Precision	Recall	F1-score	Support
Car	0.70	0.96	0.81	14739
Car passenger	0.81	0.40	0.53	4591
Transit	0.60	0.37	0.45	2583
Cycle	0.82	0.68	0.74	12251
Walk	0.95	0.92	0.94	6878
Accuracy			0.77	41042
Macro average	0.77	0.67	0.70	41042
Weighted average	0.78	0.77	0.76	41042

Model laten leren o.b.v. verrijkte en gecombineerde datasets

In eerste instantie is een model getraind op basis van de gecombineerde dataset ODiN en het weer. Om te beproeven hoe robuust het zelflerend algoritme is, is ook gekeken naar

hoe het AI model op dezelfde dataset maar dan in combinatie met data over parkeerkosten zou presteren in het voorspellen van vervoerskeuze. Na het verwerken van de parkeertarieven is de originele ODiN data met weerdata verrijkt met data over parkeerkosten. Voor elke verplaatsing in de ODiN worden de bijbehorende parkeerkosten voor de auto als bestuurder, indien beschikbaar, toegevoegd. Er is in dit onderzoek met 2 varianten van de parkeerkosten gewerkt. Een gemiddelde variant en een maximaal variant. Voor dit onderzoek worden de resultaten met de maximale variant besproken, aangezien de resultaten met de gemiddelde variant nauwelijks afwijken van de gemiddelde kosten variant.

De scores in Tabel 4 (met parkeerkosten) wijken enigszins af op modaliteiten niveau van de resultaten in Tabel 1 (zonder parkeerkosten). Echter, de overall scores van het model op Accuracy, Macro average en Weighted average wijken globaal nauwelijks af van elkaar. Met andere woorden, het toevoegen van de parkeerkosten als extra bron heeft geen duidelijk effect op de overall scores van het model. Dit betekent dat het zelflerend algoritme op basis van de verrijkte input data, parkeerkosten, weinig/tot geen additionele verklarende kenmerken identificeert die mogelijk voorspellende waarde herbergen in het voorspellen van vervoerskeuze. Wel moet worden opgemerkt dat onder het kopje support de resultaten in beide tabellen verschilt. 142422 in de run zonder parkeerkosten versus 136805 in de tweede run met parkeerkosten. Dit verschil wordt verklaard door het feit dat bij sommige verplaatsingen in de ODiN data geen parkeerkosten konden worden gekoppeld. Deze verplaatsingen zijn hierdoor buiten beschouwing gelaten met als gevolg dit verschil in de supports van ongeveer 4%.

Tabel 4 FFNN model op de testdata met max parkeerkosten variant

Modaliteit	Precision	Recall	F1-score	Support
Car	0.763	0.895	0.823	49193
Car passenger	0.780	0.432	0.556	15294
Transit	0.603	0.630	0.616	8817
Cycle	0.762	0.764	0.763	40548
Walk	0.983	0.889	0.934	22953
Accuracy			0.79	136805
Macro average	0.778	0.722	0.739	136805
Weighted average	0.791	0.786	0.781	136805

Belangrijkste voorspellende waarden

Op basis van de input data leert een AI model hoe te komen tot een voorspelling over een keuze voor een bepaalde type modaliteit. De input data bestaat uit een aantal features/kenmerken waar het model mede kan bepalen hoe zwaar die zullen wegen in het komen tot een bepaalde voorspelling, en biedt daarmee een klein inkijkje in het model en daarmee explainability. De zogeheten *feature importance*⁵ laat daarmee zien welke kenmerken belangrijk zijn (zwaar wegen) i.r.t. het voorspellen van een vervoersoptie. Hieronder volgt een tabel met en zonder verrijkte parkeerkosten data.

⁵ Feature importance wordt vooral via Decision Tree algoritmen berekend. Bij neurale netwerken is deze mogelijkheid niet eenvoudig. In plaats daarvan worden hiervoor de gradiënten gebruikt om te bepalen hoe belangrijk een kenmerk is voor een voorspelling

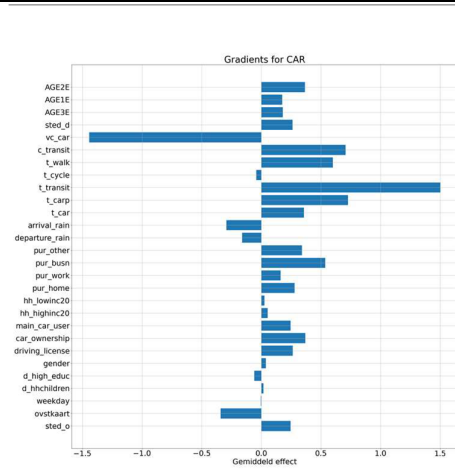
Wat hier opvalt is de afwezigheid van het parkeerkostenkenmerk in de top 10. Blijkbaar heeft het decision tree algoritme (DT) dit kenmerk niet nodig om tot een accurate voorspelling te komen. Wel introduceert deze parkeerkostendatabron een verschuiving bij de top 10 belangrijkste kenmerken. Het gewicht van de reistijd van de auto als bestuurder is dusdanig zwaarder geworden dat dit kenmerk op nummer 1 is komen te staan. Verder zijn de variabele kosten van de auto als bestuurder helemaal uit de top 10 verdwenen. Een mogelijk verklaring had kunnen zijn dat de toegevoegde parkeerkosten correleren met zowel de reistijd van de auto als de variabele kosten van de auto *vc_car* in de data. Echter de variabele kosten en de reistijd van de auto correleren niet met elkaar. In dat geval, kan het AI model door de introductie van de parkeerkosten snel inzien dat deze variabelen weinig informatie toevoegen en daardoor niet als belangrijk kenmerk bestempelen en volstaan met maar één van de drie kenmerken; in dit geval de auto reistijd *t_car* die het gezamenlijke gewicht krijgt. Buiten dit effect kan worden opgemerkt dat de parkeerkosten weinig impact hebben op de overige kenmerken. Als algemene conclusie kan worden gesteld dat van de continue kenmerken, reistijden van auto, fiets en lopen het zwaarst meetellen en van de categorie kenmerken zijn het rijbewijs en autobezit bepalend voor het DT algoritme.

Feature importance met parkeerkosten	Feature importance zonder
1. <i>t_car</i> 0.31	1. <i>t_cycle</i> : 0.24
2. <i>t_cycle</i> 0.22	2. <i>vc_car</i> : 0.19
3. <i>t_carp</i> 0.16	3. <i>t_walk</i> : 0.15
4. <i>t_walk</i> 0.14	4. <i>t_carp</i> : 0.14
5. <i>driving_license</i> 0.09	5. <i>t_car</i> : 0.11
6. <i>car_ownership</i> 0.03	6. <i>driving_license</i> : 0.09
7. <i>c_transit</i> 0.01	7. <i>car_ownership</i> : 0.03
8. <i>t_transit</i> 0.007	8. <i>c_transit</i> : 0.02
9. <i>ovstkaart</i> 0.006	9. <i>t_transit</i> : 0.01
10. <i>age_2</i> 0.004	10. <i>age_2</i> : 0.005

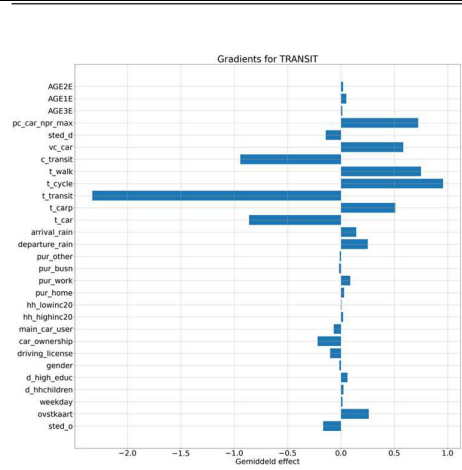
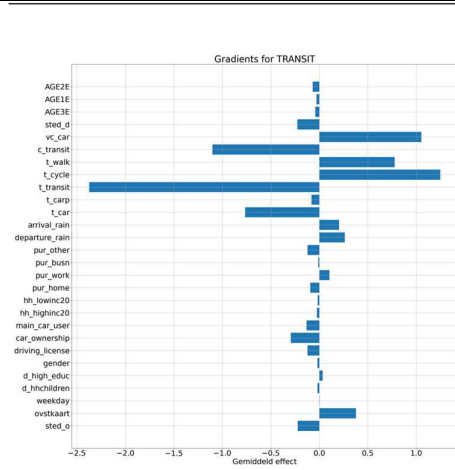
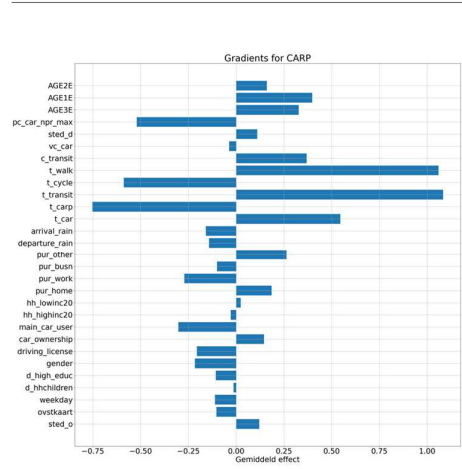
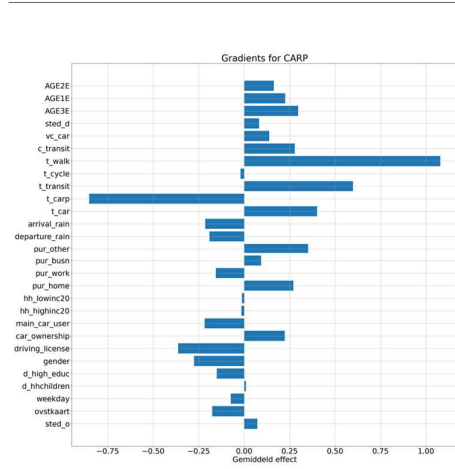
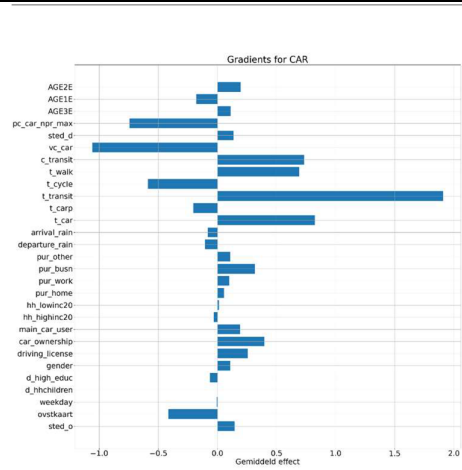
Evaluatie van de resultaten wanneer parkeerkosten worden toegevoegd

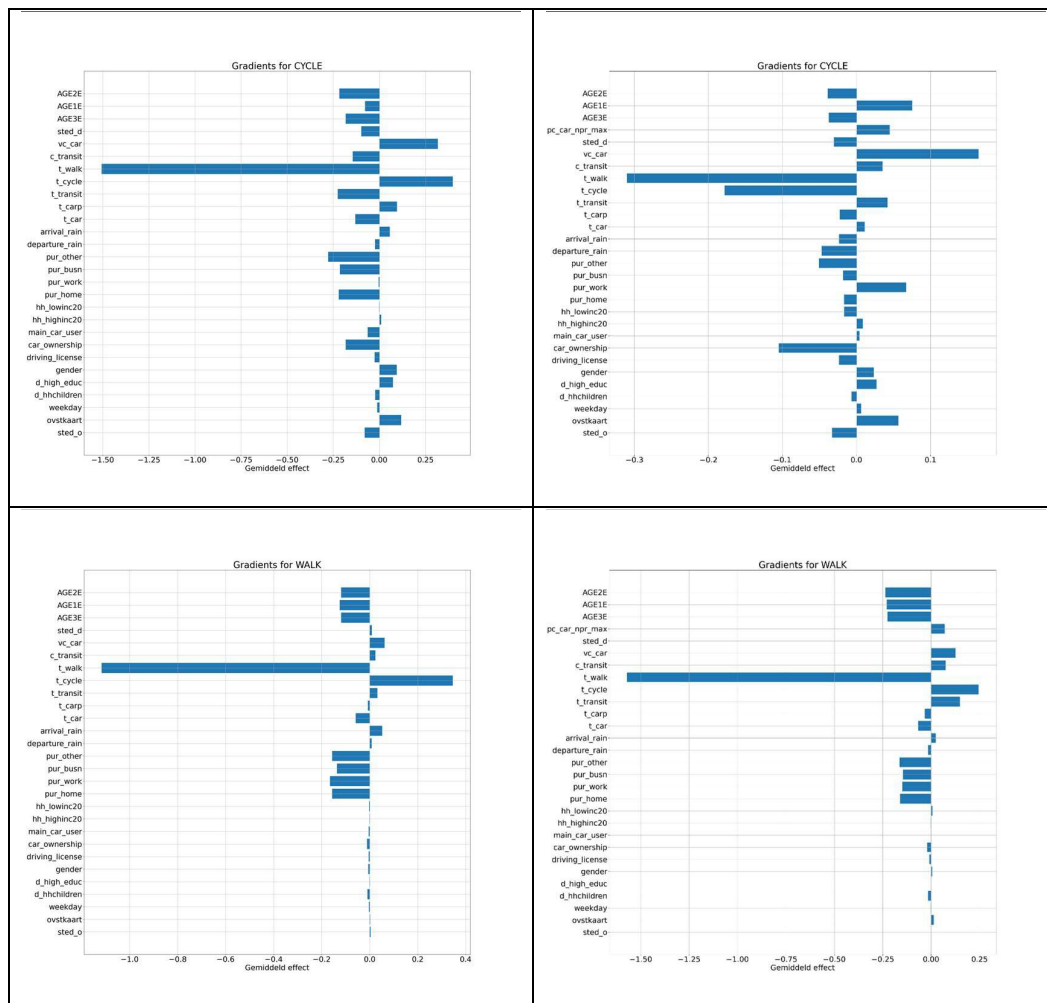
Op basis van de voorspellingen van het model, is wat opvalt dat de gradiënt van de parkeerkosten bij alle modaliteiten behalve de auto (zowel bestuurder als passagier) positief is. Met andere woorden als de parkeerkosten meegenomen worden dan geldt dat een verhoging van deze kosten, volgens het model, de keuze stimuleert voor andere modaliteiten anders dan de auto. Verder kan worden opgemerkt uit de gradiëntberekeningen dat het toevoegen van de parkeerkosten als bron op enkele uitzonderingen na, weinig tot geen effect heeft op de gradiënt van de andere kenmerken. Dit maakt de methode robuust (in de zin niet gevoelig) voor datafusie en verrijking en daarmee geschikt om te gebruiken in een echte pilot op landelijk of provinciaal niveau. Tot slot wordt hieronder per modaliteit ingegaan op de gradiënten figuren om daar verder waar mogelijk duiding aan te geven

Gradiënten zonder parkeerkosten



Gradiënten met parkeerkosten





Figuur 4 Gradiënten per modaliteit met (rechts) en zonder (links) parkeerkosten

Op basis van de gradiënten uit het model lijken de parkeerkosten een belangrijke rol te spelen in de keuze voor de auto als modaliteit. De mate waarin de parkeerkosten op die keuze werken klopt ook intuïtief. D.w.z. hogere parkeerkosten betekent voor het model minder auto als keuze. Dit is een positief signaal omdat je met een AI model bij voorkeur resultaten wilt kunnen volgen die overeenkomen met menselijk denken en handelen. Verder valt op dat de gradiënt van de auto reistijd t_{car} positief is. Dat betekent hoe hoger de autoreistijd hoe aantrekkelijker de auto als modaliteit is. Dit gaat in beginsel tegen de intuïtie in. Een mogelijke verklaring hiervoor is dat het model in de data gezien heeft dat als de autoreistijd groot is dat de auto wordt gebruikt. De andere modaliteiten zijn in dit geval bij voorbaat minder aantrekkelijk. Blijkbaar bevat de autoreistijd impliciet informatie over de modaliteit zelf! Tot slot zijn sommige gradiënten en effecten moeilijk te verklaren, zoals de tijd voor passagier van een bestuurder (t_{carp}). Dit is een tekortkoming in huidig AI werk waar niet voor alle variabelen een passende verklaring of uitlegbaarheid kan worden bewerkstelligd. De zogeheten AI explainability van AI modellen is momenteel een belangrijk onderwerp van veel academische onderzoeken wereldwijd.

Wat betreft OV, is er een effect te zien hoe de introductie van parkeerkosten, volgens het model, leidt tot keuzen voor openbaar vervoer. Het is interessant om te zien hoe een

zelflerend algoritme daar, op basis van de data een verband in ziet en ook in een effect sorteert. .. De parkeerkosten hebben verder een grote impact op de gradiënt van de reistijd voor de auto als passagier t_{carp} . Deze is veranderd van nihil, in het geval van geen parkeerkosten, tot duidelijk positief met parkeerkosten. Een uitleg hiervoor gebruikmakend van domeinkennis is niet triviaal en zal verder onderzocht moeten worden. Alle gradiënten van de overige kenmerken zijn verder teken vast (d.w.z. ze veranderen niet plotseling van positief naar negatief of andersom) gebleven of waren al verwaarloosbaar.

Voor actieve vormen van modaliteit, kan men vaststellen dat voor deze modaliteiten vooral de loopreistijd gevolgd door de fietsreistijd de meest impactvolle kenmerken zijn in het voorspellen van vervoerskeuze. De andere kenmerken hebben zeer beperkte invloed op de modaliteiten keuze.

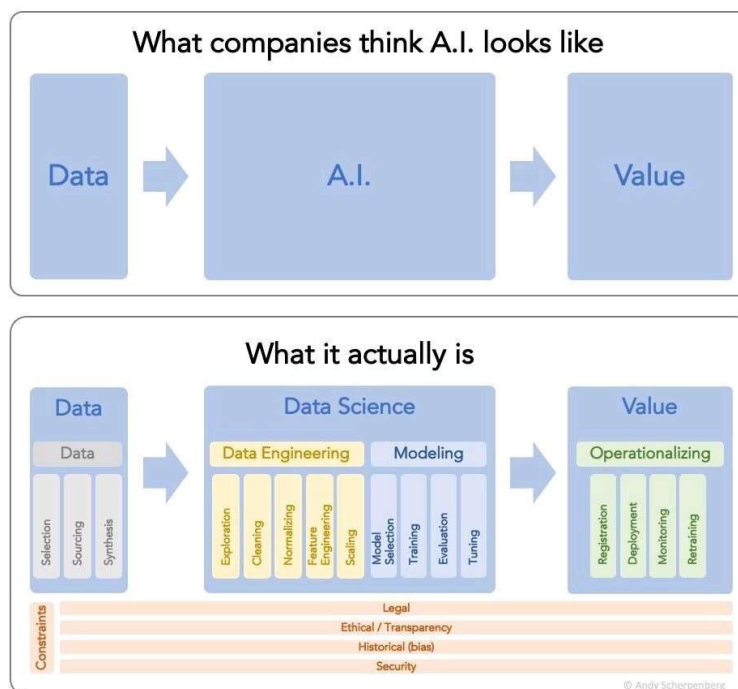
4. Conclusies en belangrijkste inzichten/aanbevelingen

De nieuwe inzichten in dit project zijn positief en bevestigen het gemak van AI als methode om snel grote hoeveelheden data te analyseren en effectief de belangrijkste kenmerken die er toe doen te identificeren. Het AI model heeft in eerste instantie een verrijkte ODiN dataset gebruikt om modaliteitkeuze te leren en was in staat om in acht van de tien gevallen de modaliteitskeuze goed te voorspellen op basis van de input kenmerken. Met behulp van het Decision Tree algoritme (een Machine Learning en tevens een AI methode) kon eenvoudig en zonder voorkennis worden vastgesteld wat de top 10 belangrijkste kenmerken zijn die mogelijk een rol spelen in modaliteiten keuze. Deze top 10 was niet verrassend. Vooral reistijden en kosten stonden bovenaan zoals men zou verwachten. Met behulp van de gradiënten kan men eenvoudig schatten wat het gemiddeld effect is van het verhogen/verlagen van een kenmerk op de modaliteitskeuze. Hiermee kunnen de zogenaamde elasticiteiten en kruis-elasticiteiten geschat worden. Zo kon in dit project worden vastgesteld dat het openbaar vervoer het meest gevoelig is voor het verhogen van parkeerkosten. Met andere woorden, het verhogen van parkeerkosten leidt gemiddeld vooral tot een verhoogd OV-gebruik. Dit geeft een beleidsmaker belangrijke handvaten om impact van beleid vooraf in te schatten. De meerwaarde van AI methoden schuilt vooral in de flexibiliteit en gemak waarmee deze de complexiteit ontrafelen op basis van de inputdata. Hierdoor kan de AI methode enerzijds dienen als een snelle verkenning om de belangrijkste kenmerken van het te modelleren probleem te identificeren. De domeinexpert zal in dit geval met behulp van een transparant (fysisch) model deze kenmerken mee kunnen nemen om tot een beter model te komen. Anderzijds kan de domeinexpert of beleidsmaker de voorspelling van het AI model zelf gebruiken als een beslissingsondersteuningsmechanisme voor beleid. De beleidsmaker wordt vervolgens geacht te beoordelen of opgedragen oplossing/voorspelling nadere verfijning behoeft, of deze uitlegbaar is en of deze aan domein- en ethische randvoorwaarden van beleid voldoet. De zogenaamd "Human in the loop" aanpak waarbij mens eindverantwoordelijk blijft.

Tot slot geeft AI de beleidsmaker de mogelijkheid om via de gradiënten de mogelijke impact van maatregelen snel in te schatten en "What if scenario's" snel te verkennen. In het geval van de parkeerkosten bijvoorbeeld kon snel worden vastgesteld dat het verhogen van parkeerkosten voor de auto kan resulteren in meer OV

Een van de aanbevelingen om verder vertrouwd te raken met de AI aanpak in het domein van mobiliteit, is om een aantal interessante pilots te draaien om te kijken of voorspeld gedrag door AI daadwerkelijk in de buurt komt van menselijk gedrag in de praktijk, en bij voorkeur te beproeven op basis van datasets van meerdere partijen tegelijkertijd.

Verder is adequate kennis van dataverzameling, datakwaliteitsbeoordeling, datafusie en pre processing een belangrijk maar helaas onderbelicht aspect voor het gebruik van AI als methode. AI algoritmen leunen zwaar op de inputdata. Alles dat wordt geleerd is op basis van de inputdata. Kennis en kunde op het gebied van data engineering is hierdoor een noodzakelijke voorwaarde voor het slagen van bovengenoemde pilots in het bijzonder en AI als methode in het algemeen. Onderstaand figuur van Andy Scherpenberg geeft ter illustratie enkele misvattingen aan rondom AI als methode in het bedrijfsleven wat er bij komt kijken om AI modellen volledig te kunnen adopteren en in te voeren.



5. Dankwoord

De auteurs willen in het bijzonder Liselotte Bingen bedanken voor de nuttige discussies en waardevolle opmerkingen.

6. Referenties

Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS). (2019). *Kerncijfers per postcode*. Centraal Bureau voor de Statistiek. <https://www.cbs.nl/nl-nl/dossier/nederland-regionaal/geografische-data/gegevens-per-postcode>

Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS) & Rijkswaterstaat (RWS-WVL). (2020). *Onderzoek Onderweg in Nederland—ODiN 2019* [Application/pdf,.sps,.dat,.dta,.sav,.csv]. Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS). <https://doi.org/10.17026/DANS-XPV-MWPG>

KNMI, & Overeem, A. (2019). *Precipitation—5 minute precipitation accumulations from climatological gauge-adjusted radar dataset for The Netherlands (1 km, extended mask) in KNMI HDF5 format*. KNMI Data Services. <https://dataplatform.knmi.nl/dataset/rad-nl25-rac-mfbs-em-5min-2-0>

OpenStreetMap contributors. (2021). *OpenStreetMap data for The Netherlands*. Geofabrik. <http://download.geofabrik.de/europe/netherlands-latest.osm.pbf>

OpenTripPlanner contributors. (2020). *OpenTripPlanner (1.5.0)* [Java]. Software Freedom Conservancy. <http://www.opentripplanner.org/>

OV API. (2021). *GTFS Nederland*. <http://gtfs.ovapi.nl/nl/archive/NL-20210716.gtfs.zip>

RDW. (2019). *Open Data Parkeren: TARIEFDEEL | Open Data | RDW*. <https://opendata.rdw.nl/Parkeren/Open-Data-Parkeren-TARIEFDEEL/534e-5vdg>