



Universiteit
Utrecht

AI Lab voor de
Publieke Diensten

AI4WPM

Een verkenning van AI-gedreven oplossingen voor het verminderen van regeldruk bij werkgebonden personenmobiliteit

25 juni 2025





COLOFON

Titel AI4WPM: Een verkenning van AI-gedreven oplossingen voor het verminderen van regeldruk bij werkgebonden personenmobiliteit

Auteurs Jos Zuiderwijk, MSc
dr. Iris Beerepoot

Opdrachtgever Ministerie van Economische Zaken

Datum 25 juni 2025

Omslagillustratie gegenereerd met DALL·E (OpenAI) en bewerkt met Adobe Firefly

De pictogrammen in Hoofdstuk 4 zijn gegenereerd met DALL·E (OpenAI).

Inhoud

1.	Samenvatting	4
2.	Inleiding	5
2.1.	Achtergrond	5
2.2.	Doel en reikwijdte	5
2.3.	Opzet	6
3.	Theoretisch kader	7
3.1.	Kunstmatige intelligentie	7
3.2.	Rapportageverplichting	8
4.	Oplossingsrichtingen	10
4.1.	Voorspellend model	11
4.2.	Eenmalige Enquête	13
4.3.	Micro-enquêtes	15
4.4.	WPM-assistent	17
4.5.	Statistische schatting	20
5.	Evaluatie	22
5.1.	Opzet workshop	22
5.2.	Evaluatie	22
5.3.	Evaluatie per oplossingsrichting	23
5.4.	Aandachtspunten	25
6.	Discussie	28
6.1.	Doelgroep voor AI-oplossingen	28
6.2.	Evoluerend beleidskader	28
6.3.	Combinatie van oplossingsrichtingen	29
6.4.	Nieuwe richting: Wizard	29
6.5.	Risico's	29
6.6.	Limitaties	30
7.	Conclusies	31
7.1.	Voorgestelde vervolgstappen	32
8.	Referenties	34
Appendix 1.	Afkortingen	35

1. Samenvatting

De rapportageverplichting werkgebonden personenmobiliteit (WPM) vormt een aanzienlijke administratieve last voor werkgevers, met name voor het midden- en kleinbedrijf (100-250 werknemers). Dit onderzoek verkent welke AI-oplossingsrichtingen genoeg potentieel hebben om nader onderzocht te worden als ondersteuning bij WPM-rapportages.

Dit verkennende onderzoek combineert een conceptuele analyse van vijf AI-oplossingsrichtingen met een stakeholder-workshop. Het doel is het identificeren van veelbelovende richtingen voor eventueel vervolgonderzoek, niet het leveren van implementatieklare oplossingen.

Uit de resultaten blijken twee oplossingsrichtingen het meest kansrijk. Een *WPM-assistent* - een AI-chatbot die werkgevers begeleidt bij regelgeving en rapportageprocessen - scoort het beste op werkbaarheid en nauwkeurigheid en is relatief snel implementeerbaar. Een *Voorspellend model* dat mobiliteitsgegevens voorspelt op basis van demografische en geografische gegevens biedt grote potentiële tijdsbesparing, maar vereist meer ontwikkeltijd.

Succesfactoren zijn acceptatie door omgevingsdiensten, transparantie van AI-besluitvorming en adequate basisadministratie en acceptatie bij werkgevers. Het huidige collectieve CO₂-plafond biedt ruimte voor schattingen, maar individuele normen die vanaf 2030 kunnen gaan gelden, stellen veel hogere nauwkeurigheidseisen.

AI-oplossingen zijn het meest effectief als ondersteunende tools die werkgevers helpen om zelf beter te rapporteren, niet als volledige vervanging van bestaande processen. Hun succes hangt af van realistische verwachtingen, zorgvuldige implementatie met focus op transparantie, en vroege betrokkenheid van handhavingsinstanties om acceptatiecriteria vast te stellen. Voor het mkb kunnen ze een nuttige aanvulling vormen op verbeterde tooling.

Als vervolgstappen wordt aanbevolen een pilot te starten met de WPM-assistent vanwege de beste verhouding tussen haalbaarheid en impact, omgevingsdiensten vroeg te betrekken om acceptatiecriteria vast te stellen en een kosten-batenanalyse uit te voeren die werkelijke tijdsbesparing afzet tegen ontwikkelkosten.

2. Inleiding

2.1. Achtergrond

De rapportageverplichting werkgebonden personenmobiliteit (WPM) is vastgelegd in het 'Besluit CO₂-reductie WPM', dat per 1 juli 2024 van kracht is gegaan. Deze verplichting vormt een concrete uitwerking van het Nederlandse Klimaatakkoord uit 2019 [2] en heeft als primaire doelstelling de CO₂-uitstoot van werkgebonden personenmobiliteit met anderhalve megaton te reduceren tegen 2030. WPM omvat zowel het woon-werkverkeer, het heen en weer reizen van de woon- of verblijfplaats naar een vaste werkplaats, als de zakelijke mobiliteit, alle overige reizen die werknemers voor hun werk maken. WPM vertegenwoordigt bijna de helft van de totale CO₂-uitstoot door personenmobiliteit. De rapportageverplichting geldt voor alle werkgevers met honderd of meer werknemers.

Het besluit introduceert een gefaseerde benadering waarbij initieel een collectief CO₂-uitstootplafond geldt voor alle betrokken werkgevers. Indien dit plafond in 2026 wordt overschreden, zullen vanaf 2030 individuele normen worden opgelegd aan werkgevers [2].

Concreet verplicht deze rapportage een jaarlijkse opgave van het totale aantal gereisde kilometers (zogenoemde jaarkilometers), uitgesplitst naar vervoersmiddel (de zogenoemde *modal split*), brandstoftype en reisdoel (woon-werk of zakelijk). In 2026 vindt evaluatie plaats van het collectieve uitstootplafond. Bij overschrijding worden alsnog individuele CO₂-normen per werkgever ingevoerd die dan in 2030 van kracht zouden gaan.

In de praktijk blijkt met name het rapporteren over woon-werkverkeer een aanzienlijke administratieve last te vormen. Veel werkgevers beschikken namelijk niet over deze data en moeten daarom enquêtes onder hun personeel uitzetten om een representatief beeld te krijgen van de te rapporteren gegevens.

Het ministerie van Economische Zaken heeft het AI Lab voor de Publieke Diensten van de Universiteit Utrecht gevraagd een verkennend onderzoek uit te voeren naar de inzet van kunstmatige intelligentie (AI) bij WPM-rapportages. Deze vraag komt voort uit de wens om de rapportagelast voor werkgevers te verminderen.

2.2. Doel en reikwijdte

Dit onderzoek heeft als doel om in kaart te brengen welke AI-gedreven oplossingsrichtingen kunnen bijdragen aan het verlichten van de regeldruk van werkgevers in het kader van het Besluit CO₂-reductie WPM. We richten ons specifiek op het woon-werkverkeer, omdat daar de rapportagelast het zwaarst is. Het

onderzoek beperkt zich tot het verkennen van mogelijke denkrichtingen in plaats van het uitwerken van concrete implementaties.

De verkenning beoogt antwoord te geven op de volgende vragen:

1. Welke randvoorwaarden en aandachtspunten zijn relevant bij de ontwikkeling van AI-tools voor WPM?
2. Welke oplossingsrichtingen met een AI-component zijn het meest kansrijk?
3. In hoeverre zijn AI-oplossingen een effectieve benadering voor het verminderen van regeldruk bij WPM-rapportages?

2.3. Opzet

Het eerste deel van het onderzoek bestaat uit een analyse van de huidige informatie- en rapportageverplichtingen binnen het besluit WPM. Vervolgens worden bestaande databronnen in kaart gebracht die potentieel van nut kunnen zijn bij AI-oplossingen. De hieruit voortgekomen inzichten hebben als basis gediend voor een brainstormsessie die als doel had potentiële AI-gedreven richtingen te identificeren. De ideeën die voortkwamen uit deze sessie hebben vervolgens als input gediend voor een workshop met vertegenwoordigers van betrokken partijen, te weten het Ministerie van Infrastructuur en Waterstaat (IenW), het Ministerie van Economische Zaken (EZ), de Rijksdienst voor Ondernemend Nederland (RVO) en een werkgever. Tijdens de workshop zijn de oplossingsrichtingen voorgelegd en getoetst op haalbaarheid en nauwkeurigheid.

De gehanteerde concepten worden kort toegelicht in Hoofdstuk 3, waarna Hoofdstuk 4 de voorgestelde oplossingsrichtingen behandelt. De uitkomsten van de workshop staan beschreven in Hoofdstuk 5. In Hoofdstuk 6 volgt een reflectie op deze uitkomsten vanuit een breder perspectief. Tot slot besluit Hoofdstuk 7 het rapport met een reeks voorgestelde vervolgstappen

3. Theoretisch kader

3.1. Kunstmatige intelligentie

3.1.1. Definitie

Kunstmatige intelligentie vormt een brede wetenschappelijke discipline die zich richt op het ontwikkelen van systemen die menselijke intelligentie kunnen nabootsen. Deze definitie sluit nauw aan bij de definitie gehanteerd in de Europese AI-verordening (zie kader). Deze definitie hanteren we ook in dit onderzoek.

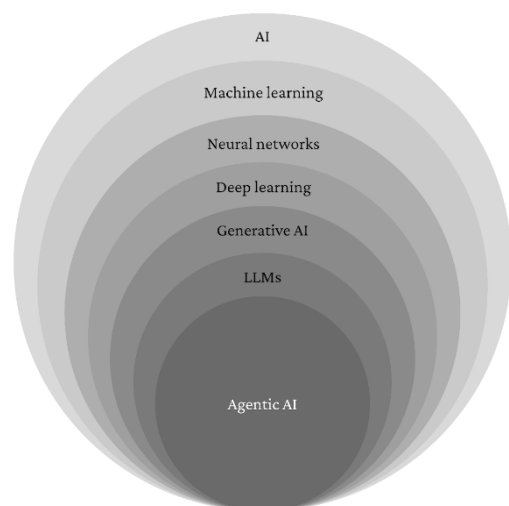
Definitie AI-systeem (volgens de AI-verordening)

“Een op een machine gebaseerd systeem dat is ontworpen om met verschillende niveaus van autonomie te werken en dat na het inzetten ervan aanpassingsvermogen kan vertonen, en dat, voor expliciete of impliciete doelstellingen, uit de ontvangen input afleidt hoe output te genereren zoals voorspellingen, inhoud, aanbevelingen of beslissingen die van invloed kunnen zijn op fysieke of virtuele omgevingen.” [3]

Deze brede definitie omvat alles van eenvoudige, regelgebaseerde systemen tot de meest geavanceerde zelflerende algoritmen. Een klassiek voorbeeld van een vroeg AI-systeem is ELIZA uit 1966, een computerpsychotherapeut die met vooraf geprogrammeerde regels en patroonherkenning de indruk wekte een gesprek te voeren. Hoewel primitief, toonde ELIZA al aan hoe machines menselijke interactie kunnen simuleren.

3.1.2. Verschillende vormen van AI

Figuur 1 geeft een hiërarchische weergave van het AI-landschap. Binnen het brede AI-veld neemt *machine learning* een prominente plaats in. Dit is een specifieke benadering waarbij machines patronen leren herkennen uit grote hoeveelheden data, zonder dat ze expliciet geprogrammeerd worden voor elke specifieke taak. In plaats van vooraf vastgelegde regels te volgen, ontwikkelen deze systemen hun eigen 'begrip' door voorbeelden te bestuderen. Denk bijvoorbeeld aan e-



Figuur 1. Overzicht van AI [4]

mail spamfilters die leren welke berichten ongewenst zijn.

Binnen *machine learning* vormen neurale netwerken een specifieke benadering geïnspireerd op het menselijk brein, waarbij lagen van onderling verbonden knooppunten samen complexe patronen kunnen identificeren. *Deep learning* breidt dit concept uit met vele lagen, waardoor zeer geavanceerde patroonherkenning mogelijk wordt. Voorbeelden van toepassingen van toepassingen zijn gezichtsherkenning in foto's of zelfrijdende auto's.

Generatieve AI, een toepassing van *deep learning*, richt zich specifiek op het creëren van nieuwe content (bijvoorbeeld tekst, afbeeldingen en video's), terwijl *large language models* (LLMs) een specialisatie vormen voor taaltaken. Deze LLMs (denk aan GPT-4, Claude en Gemini) zijn getraind op omvangrijke tekstdatabases om coherente, menselijk ogende teksten te kunnen genereren.

Agentic AI kan niet alleen informatie verwerken en content genereren, maar ook zelfstandig plannen maken en actie ondernemen. Deze systemen combineren de capaciteiten van LLM's met het vermogen om te redeneren en het gebruik van externe tools. Denk bijvoorbeeld aan een systeem dat zelfstandig marktonderzoek doet en een rapport oplevert.

3.2. Rapportageverplichting

3.2.1. Gevraagde gegevens

Werkgevers zijn verplicht jaarlijks het totaal aantal gereisde kilometers van werknemers (jaarkilometers) te rapporteren, waarbij uitsplitsing vereist is naar vervoermiddel, brandstoftype en mobiliteitstype. De werkgever hoeft zelf geen CO₂-uitstoot te berekenen; het digitale platform van RVO rekent dat automatisch uit op basis van de ingevoerde gegevens. Na indienen ontvangt de werkgever een rapportage met inzicht in de totale CO₂-uitstoot.

Het besluit onderscheidt twee hoofdcategorieën van werkgebonden personenmobiliteit:

- **Zakelijke mobiliteit:** "reizen van werknemers in het kader van de dienstbetrekking, met uitzondering van woon-werkmobiliteit" [2, p. 14].
- **Woon-werkmobiliteit:** "het reizen van werknemers tussen woon- of verblijfplaats en de locatie waar 'de arbeid pleegt te worden verricht'" [2, p. 14].

Voor deze twee categorieën moeten werkgevers de jaarkilometers per vervoermiddel (auto, motorfiets, bromfiets / scooter, (e-)fiets / lopen, ov) rapporteren. Bij

motorvoertuigen wordt verder onderscheid gemaakt tussen brandstoftypen: benzine, diesel, hybride, volledig elektrisch, en andere brandstoffen¹.

3.2.2. *Woon-werkverkeer*

Van alle rapportageverplichtingen vormt woon-werkmobiliteit verreweg de grootste uitdaging voor werkgevers. Zakelijke mobiliteit wordt doorgaans wel geadministreerd (voor declaraties, leasecontracten, of kostentoerekening). Bij woon-werkmobiliteit ligt dat anders: "Door werkgevers wordt er vaak geen (volledige) administratie van de woon-werkmobiliteit van alle werknemers bijgehouden" [2, p. 13]. Bovendien hebben veel werknemers "een wisselend reispatroon: de ene week gaan ze met de fiets naar het werk, de andere week met de auto" [2, p. 36]. Dit maakt het verzamelen van betrouwbare data extra complex.

In de handreiking voor werkgevers [2] van RVO worden twee praktische oplossingen genoemd voor het vergaren van de informatie omtrent woon-werkverkeer: gebruikmaken van een registratiesystemen (via mobiliteitsdienstverleners of via declaraties) of het uitzetten van een enquête onder werknemers. De eerste optie vereist dat werkgevers al beschikken over systemen die reisgedrag registreren, een situatie die nog relatief zeldzaam is onder kleinere werkgevers.

¹ Voor een compleet overzicht van gevraagde gegevens verwijzen we naar Tabel 1 van [2, p. 12].

4. Oplossingsrichtingen

Op basis van een brainstorm hebben we vijf verschillende oplossingsrichtingen geïdentificeerd. Deze richtingen variëren in technische complexiteit, vereiste databronnen en praktische toepasbaarheid. Elke richting biedt specifieke voordelen voor het verminderen van administratieve lasten bij werkgevers. Deze lijst is niet bedoeld uitputtend te zijn. Merk ook op dat er per richting variaties mogelijk zijn, zo zou je bij het *voorspellende model* ook een model kunnen trainen dat alléén de modal split voorspelt. Niet alle mogelijke variaties worden behandeld; we focussen op de denkrichting.

In de volgende secties worden deze oplossingsrichtingen beschreven. Daarbij behandelen we per richting de benodigde data en de potentiële voor- en nadelen. De criteria uit Tabel 1 worden in dit hoofdstuk per oplossingsrichting besproken voor zover mogelijk op basis van conceptuele analyse. Voor de evaluatie focussen we op de twee meest beslissende criteria: nauwkeurigheid en werkbaarheid.

Criterion	Beschrijving
Privacy	De mate waarin het AI-systeem persoonsgegevens verwerkt.
Transparantie	De mate waarin het AI-systeem zijn besluitvorming en werking begrijpelijk kan maken voor gebruikers en belanghebbenden.
Nauwkeurigheid	Hoe correct en betrouwbaar de voorspellingen of output van het AI-systeem zijn.
Databeschikbaarheid	Of de benodigde data voor de training en werking van het AI-systeem toegankelijk, compleet en van voldoende kwaliteit is.
Werkbaarheid	Hoe praktisch en haalbaar het is voor bedrijven om het AI-systeem te implementeren en te gebruiken.
Implementatietermijn	De tijd die nodig is om het AI-systeem volledig operationeel te krijgen.
Kosten	De financiële investering die de overheid moet maken voor de ontwikkeling en het beheer van het AI-systeem.

Tabel 1. Relevante criteria voor AI-oplossingsrichtingen

De oplossingen bestaan uit een voorspellend model die machine learning toepast op open databronnen, slimme enquêtestrategieën die de administratieve last drastisch verminderen en een converserende AI-assistent die werkgevers begeleidt bij regelgeving en implementatie. Daarnaast is gekeken naar een aanvullende oplossing die op korte termijn kan worden geïmplementeerd, namelijk een eenvoudige statistische tool die snel resultaten oplevert.

4.1. Voorspellend model

Een voorspellend model past machine learning toe om de modal splits en jaarkilometers te voorspellen zonder dat werkgevers individuele medewerkers hoeven te bevragen. Het model dient eerst getraind te worden op bijvoorbeeld open data, voorgaande enquêteuitkomsten en relevante bedrijfsinformatie.



Het model kan gevalideerd worden door vergelijking met bekende uitkomsten uit bedrijfsenquêtes en continu verbeterd worden met de jaarlijkse, werkelijke WPM-rapportages.

Voorbeeld

Werkgevers halen uit hun bedrijfssystemen relevante data (denk aan: lijst van postcodes van werknemers, aantal elektrische laadplekken) die zij geven aan een voorspellend model. Op basis van open data - hoe mensen in die postcodegebieden gemiddeld naar werk reizen, welke vervoersmiddelen ze gebruiken en hoe ver ze reizen - geeft het model een voorspelling van het aantal jaarkilometers uitgesplitst over vervoerswijzen. Het is alsof werkgevers een slimme rekenmachine gebruiken die alle Nederlandse mobiliteitspatronen kent en die toepast op hun specifieke situatie.

4.1.1. Benodigde data

- Open databronnen: mobiliteitsgegevens, landelijke modal splits, OV-bereikbaarheidsdata;
- Bedrijfsdata: postcode hoofdvestiging, postcodeverdeling medewerkers, aantal medewerkers, sectorinformatie, eventueel aanvullende informatie zoals aantal parkeerplaatsen.

4.1.2. Voor- en nadelen

Een voordeel van deze aanpak is dat medewerkers niet belast worden met enquêtes, terwijl werkgevers toch snel tot data-gedreven uitkomsten komen. Het model kan automatisch updates doorvoeren bij wijzigingen in bedrijfsdata. Qua persoonsgegevens heeft het model alleen geagreggeerde gegevens nodig (zoals postcodedata). Verder zou het model uitgebreid kunnen worden met andere HR-data zoals geslacht, functie of leeftijdscategorie.

In Nederland is actuele open data beschikbaar waarin mobiliteit wordt gekoppeld aan demografische kenmerken. Het Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS) publiceert via StatLine datasets, zoals over mobiliteitstrends per vervoerwijze, reismotief, leeftijd en geslacht [5] en reisafstanden van werknemers uitgesplitst naar demografische kenmerken [6]. Daarnaast publiceert het Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid (KiM)

jaarlijks rapporten, waaronder het *Mobiliteitsbeeld* en *Kerncijfers Mobiliteit*, waarin het mobiliteitsgedrag van verschillende bevolkingsgroepen wordt geanalyseerd [7, 8]. Daarmee is betrouwbare en actuele informatie over de relatie tussen mobiliteit, geslacht en leeftijd goed toegankelijk.

De transparantie van het AI-systeem bij deze richting is (afhankelijk van de implementatie) beperkt omdat het moeilijk uit te leggen is hoe het model tot specifieke voorspellingen komt. Dit kan tot acceptatieproblemen leiden bij stakeholders (denk aan omgevingsdiensten). De nauwkeurigheid kan lager zijn dan bij een representatieve enquête omdat niet alle factoren kunnen worden meegenomen (zoals thuiswerkbeleid of bedrijfscultuur). Echter, het model heeft als voordeel dat het rekent met gegevens van alle medewerkers in plaats van alleen de fractie medewerkers die respondent is van de enquête.

4.1.3. Implementatietermijn en kosten

De implementatietermijn en de kosten voor de overheid zijn in dit stadium lastig in te schatten omdat deze afhangen van veel verschillende factoren. Echter zouden we een aanpak met drie fasen voorstellen:

1. Ontwikkelfase (0,5 – 1 jaar)

In deze fase wordt het model ontwikkeld en getraind met behulp van open data, historische enquête-uitkomsten en relevante bedrijfsdata. De ontwikkeltijd is mede afhankelijk van de beschikbaarheid, kwaliteit en uniformiteit van de benodigde data. Wanneer datasets eenvoudig toegankelijk en goed gestructureerd zijn (zoals via CBS StatLine), kan de ontwikkelfase worden verkort.

2. Validatie- en pilotfase (0,5 jaar)

Het model wordt getest bij een beperkte groep bedrijven en gevalideerd op basis van bekende uitkomsten uit eerdere WPM-rapportages of bedrijfsenquêtes. De lengte van deze fase hangt af van de bereidheid van bedrijven om samen te werken in pilots en van de mate van afwijking tussen voorspellingen en werkelijke uitkomsten.

3. Implementatie- en opschalingsfase (0,5 – 1 jaar)

Na validatie kan het model op grotere schaal worden uitgerold. De benodigde tijd is afhankelijk van het type interface (bijvoorbeeld een dashboard of API-koppeling), het aantal gebruikers en de mate van ondersteuning en uitleg die nodig is bij implementatie.

4.1.3.1. Kostenindicatie

De totale kosten zijn afhankelijk van:

- Complexiteit van het model (bijv. aantal variabelen, mate van personalisatie per sector of regio);

- Data-engineering en -opschoning (zeker bij heterogene bedrijfsdata);
- Onderhoud en updates (in hoeverre het model automatisch hertraint kan worden op basis van nieuwe WPM-data);
- Transparantievereisten (extra investeringen zijn nodig indien *explainable AI* noodzakelijk is voor acceptatie);
- Begeleiding en adoptie (bijvoorbeeld ondersteuning van bedrijven bij gebruik en interpretatie).

4.1.3.2. Factoren die de termijn en kosten beïnvloeden

- Beschikbaarheid en kwaliteit van open en bedrijfsdata;
- Mate van standaardisatie in bedrijfsinformatie;
- Wens tot transparantie en uitlegbaarheid van het model;
- De schaal waarop het model wordt toegepast (enkel grote bedrijven of ook mkb);
- Acceptatiegraad bij stakeholders, die kan leiden tot extra validatiestappen of aanpassingen.

4.2. Eenmalige Enquête

Deze oplossing combineert de traditionele enquêtemethode met (*supervised*) *machine learning* om na een initiële dataverzameling organisatie-specifieke voorspellingen te kunnen maken. Het AI-systeem leert patronen tussen werknemerskenmerken en reisgedrag, waardoor jaarlijkse enquêtes overbodig worden.



Voorbeeld

In het eerste jaar stuurt de werkgever een uitgebreide enquête naar een groep werknemers van voldoende grootte over hun woon-werkverkeer. Het AI-model bestudeert hun antwoorden en leert welke medewerkers (op basis van functie, woonplaats, leeftijd, etc.) welk reisgedrag hebben. Vanaf jaar twee hoeft de werkgever alleen nog nieuwe werknemers te bevragen - voor alle anderen voorspelt het model hun mobiliteit. Na die ene keer investeren bespaart de werkgever jarenlang tijd, terwijl het model steeds bijleert.

4.2.1. Benodigde data

- Eenmalige enquête bij een relatief groot deel van het personeel over mobiliteitsgedrag;
- HR-gegevens: functie, afdeling, werklocatie, leeftijd, *et cetera*;
- Jaarlijkse updates: personeelsmutaties.

4.2.2. Voor- en nadelen

De nauwkeurigheid is relatief hoog omdat het model organisatie-specifiek getraind wordt op werkelijke data, waardoor het accurater is dan generieke voorspellingen op basis van bijvoorbeeld open data. De werkbaarheid voor bedrijven verbetert drastisch na het eerste jaar door het wegvallen van jaarlijkse enquêtes. Na dit jaar zijn alleen nog maar modelupdates nodig.

De transparantie van *machine learning* modellen is beperkt, hoewel de basis (enquêtedata) wel uitlegbaar blijft voor stakeholders. De databeschikbaarheid vormt een risico omdat groot personeelsverloop het model kan verstoren, en organisatieveranderingen enquêtes nodig kunnen maken. Voor kleinere organisaties kan de implementatietermijn langer zijn omdat mogelijk onvoldoende trainingsdata beschikbaar is, terwijl het eerste jaar nog steeds arbeidsintensief blijft door de benodigde 50% enquêterespons.

4.2.3. Implementatietermijn en kosten

De oplossingsrichting waarbij eenmalig een enquête wordt ingezet, gevolgd door machine learning op organisatie-specifieke data, kent een iets andere implementatiedynamiek dan het generieke voorspellend model. De initiële belasting is hoger, maar daarna zijn de jaarlijkse lasten zeer beperkt. De implementatie zou kunnen bestaan uit de volgende fasen:

1. Voorbereiding en dataverzameling (0,5 – 1 jaar)

In deze fase wordt de enquête opgesteld, afgestemd met de organisatie en afgenomen onder ten minste 50% van het personeel. Ook worden HR-gegevens verzameld en gekoppeld aan de enquêteresultaten. De benodigde tijd hangt af van de schaalgrootte van de organisatie en de snelheid waarmee HR-data beschikbaar worden gesteld.

2. Modelontwikkeling en training (0,25 – 0,5 jaar)

Na dataverzameling wordt het AI-model getraind op de organisatie-specifieke kenmerken. Deze stap is doorgaans minder complex dan bij een generiek model, omdat het model alleen binnen één organisatie hoeft te generaliseren. De mate van variatie binnen de organisatie (diverse functies, locaties, afdelingen) beïnvloedt hier de complexiteit.

3. Validatie en ingebruikname (0,25 jaar)

De voorspellingen worden gevalideerd aan de hand van de oorspronkelijke enquêteresultaten. Na succesvolle validatie kan het model jaarlijks worden geüpdatet met mutaties in personeelsdata zonder opnieuw te hoeven enquêteren.

4.2.3.1. Kostenindicatie

De kostenstructuur is hier anders dan bij een generiek model: het zwaartepunt ligt in het eerste jaar.

- Eenmalige kosten (ontwikkeling en training): afhankelijk van de organisatiegrootte, datakwaliteit en benodigde enquêteondersteuning;
- Jaarlijkse onderhoudskosten: relatief laag, voor modelupdates, validatie en eventuele aanpassingen bij grote organisatieveranderingen.

4.2.3.2. Factoren die termijn en kosten beïnvloeden

- Responsgraad op de enquête: een hoge respons is nodig voor een betrouwbaar model; lage respons vertraagt het proces;
- Beschikbaarheid en kwaliteit van HR-gegevens;
- Mate van interne variatie in mobiliteitsgedrag (bijv. veel functies en locaties vraagt om complexere modellen);
- Omvang en personeelsverloop: hoge mutaties of herstructureringen kunnen leiden tot hertraining of hernieuwde dataverzameling;
- Privacy en medezeggenschap: de inzet van HR-kenmerken vereist afstemming met OR of privacy officers, wat tijdrovend kan zijn;
- Schaalvoordelen: implementatiekosten per organisatie kunnen dalen bij collectieve implementatie in een sector of via een centrale voorziening.

4.3. Micro-enquêtes

Deze methode past *machine learning* toe om elk jaar op een intelligente manier een kleine maar representatieve groep medewerkers te selecteren voor een korte enquête. Het AI-systeem analyseert organisatiekenmerken en zorgt voor optimale verdeling over afdelingen, leeftijdsgroepen en locaties, waarna het de resultaten extrapoleert naar de gehele organisatie.



Voorbeeld

In plaats van een grote representatieve groep werknemers te bevragen, selecteert de AI elk jaar slim representatieve medewerkers voor een korte enquête. Deze kleine groep wordt zorgvuldig gekozen zodat alle afdelingen, leeftijdsgroepen en locaties vertegenwoordigd zijn. Op basis van hun antwoorden rekent het systeem door naar de hele organisatie. Het werkt net als opinieonderzoek voor verkiezingen: je hoeft niet heel Nederland te vragen om te weten hoe het land stemt. Door elk jaar een andere, maar even representatieve groep te bevragen, krijgen werkgevers betrouwbare cijfers terwijl, zeg, 95% van hun medewerkers nooit een enquête hoeft in te vullen.

4.3.1. Benodigde data

- Basis HR-gegevens: postcode, functie, afdeling, leeftijd, werklocatie;
- Jaarlijkse enquête bij een klein, geselecteerd deel van medewerkers;
- Organisatiestructuur voor stratificatie van steekproef.

4.3.2. Voor- en nadelen

Het systeem verwerkt persoonsgegevens van een zeer beperkte groep. De werkbaarheid voor bedrijven wordt versterkt door de drastische regeldrukverlaging: het overgrote deel van medewerkers hoeft nooit een enquête in te vullen. Bij een goed opgezette steekproef kan de nauwkeurigheid vergelijkbaar zijn met volledige enquêtes.

Hoewel de ontwikkelkosten worden beperkt omdat het een relatief eenvoudig statistisch model betreft, kan de implementatie van bedrijf tot bedrijf verschillen, afhankelijk van eigenschappen van het bedrijf (bijvoorbeeld de bedrijfsstructuur) en de beschikbare gegevens. De databeschikbaarheid vormt een groot risico doordat kleine organisaties onvoldoende medewerkers hebben voor representatieve steekproeven (5% van 100 medewerkers is slechts 5 personen), en non-respons of selectiebias kunnen de resultaten verstoren. Voor grote organisaties bestaan waarschijnlijk betere, nauwkeurigere oplossingen, waardoor de werkbaarheid beperkt blijft tot een specifieke organisatieomvang.

4.3.3. Implementatietermijn en kosten

De inzet van micro-enquêtes vereist minder complexe modellen en minder dataverzameling dan andere oplossingen, maar stelt hogere eisen aan de steekproefstrategie en datakwaliteit. Deze methode biedt vooral voordeel bij middelgrote organisaties met een voldoende diverse populatie. De implementatie kan relatief snel verlopen, mits de benodigde HR-data beschikbaar zijn.

1. Voorbereidingsfase (0,25 – 0,5 jaar)

In deze fase wordt het AI-model opgezet dat jaarlijks een representatieve steekproef selecteert. Hiervoor is inzicht nodig in de organisatiestructuur (afdelingen, locaties, functies) en toegang tot HR-gegevens. Het algoritme wordt afgestemd op de interne kenmerken van de organisatie, zodat het effectief kan stratificeren.

2. Pilot en afstemming (0,25 jaar)

Een proefronde wordt uitgevoerd om het selectieproces en de respons te testen. Hier wordt ook geëvalueerd of extrapolatie leidt tot voldoende nauwkeurige voorspellingen, vooral bij kleinere of sterk gesegmenteerde organisaties.

3. Jaarlijkse uitvoering (doorlopend)

Ieder jaar worden automatisch kleine steekproeven genomen en worden enquêtes uitgezet. Het model leert over tijd bij, op basis van nieuwe gegevens en non-responspatronen.

4.3.3.1. Kostenindicatie

De kosten zijn relatief laag, met een eenmalige investering in het opzetten van het selectie-algoritme en jaarlijkse kosten voor uitvoering en onderhoud.

- Eenmalige kosten (ontwikkeling en inrichting): afhankelijk van de datakwaliteit, diversiteit binnen de organisatie en eventuele noodzakelijke software-interfaces;
- Jaarlijkse kosten: steekproeftrekking, enquête-uitvoering en modelbijstelling.

4.3.3.2. Factoren die termijn en kosten beïnvloeden

- Organisatiegrootte en -diversiteit: grotere organisaties met duidelijke stratificatie profiteren het meest van deze aanpak;
- Beschikbaarheid van HR-data: postcodes, functies en leeftijden zijn essentieel voor het model;
- Responsgraad en representativiteit: lage respons of selectieve deelname kan de nauwkeurigheid aantasten en leiden tot aanvullende steekproeven of correctiemodellen;
- Mate van ondersteuning nodig bij implementatie: organisaties met beperkte datacapaciteit of IT-ondersteuning kunnen meer begeleiding nodig hebben;
- Gebruik van bestaande survey-tools: kosten kunnen dalen als gebruik wordt gemaakt van bestaande interne enquête-infrastructuur.

4.4. WPM-assistent

Deze oplossing implementeert een LLM gecombineerd met *Retrieval Augmented Generation* (RAG) die gespecialiseerd is in WPM-regelgeving en werkgevers ondersteunt met natuurlijke taalinteractie (à la ChatGPT).

De AI-assistent combineert generatieve AI-capaciteiten met een uitgebreide kennisbank om realtime advies en ondersteuning te bieden bij WPM-rapportage.



Voorbeeld

Werkgevers krijgen toegang tot een slimme chatbot die alle WPM-regels kent en hen stap voor stap helpt. Zij kunnen vragen stellen zoals "Moet ik ook de gereisde kilometers van de door mij ingehuurde uitzendkrachten meetellen?" of "Hoe reken ik het aantal woon-werk kilometers uit die mijn werknemers hebben gereisd?" De AI-assistent geeft direct antwoord, verwijst naar de juiste paragrafen in de RVO-handreiking en biedt passende templates aan. Het is alsof werkgevers een WPM-expert naast zich hebben zitten die 24/7 beschikbaar is. De assistent helpt ook bij het kiezen van de beste dataverzamelmethode voor de specifieke situatie van de werkgever, waarschuwt voor veelgemaakte fouten en kan helpen met het maken van schattingen op basis van gegeven gegevens.

4.4.1. Benodigde data

- Kennisbank met volledige WPM-regelgeving en RVO-handreiking;

- Eventueel open data (mobiliteitsstatistieken) voor contextinfo;
- Database met rekenvoorbeelden, voorbeeldcasussen en templates;
- Veelgestelde vragen en antwoorden.

4.4.2. Voor- en nadelen

Het systeem verwerkt geen persoonsgegevens van individuele werknemers, alleen organisatiespecifieke vragen over regelgeving en methodiek. De transparantie is hoog omdat de chatbot kan uitleggen waarom bepaalde methoden worden aanbevolen en direct verwijst naar relevante regelgeving. RAG, of een model met een *context window* van voldoende grootte, maakt het mogelijk om antwoorden met bronvermelding te genereren op basis van specifieke data uit de kennisbank. De werkbaarheid voor bedrijven wordt verhoogd door de gebruiksvriendelijke interface en 24/7 beschikbaarheid. Door actuele en toegespitste informatie te antwoorden vermindert de WPM-assistent fouten en interpretatieverschillen bij werkgevers.

De implementatietermijn is relatief kort omdat het systeem direct inzetbaar is zonder organisatiespecifieke aanpassingen en er binnen de overheid al verschillende succesvolle vergelijkbare projecten zijn gelanceerd (zie bijvoorbeeld *WooChat* [9] of *OmgevingsChat* [10]).

De nauwkeurigheid is afhankelijk van de kwaliteit van de training en kan bij complexe randgevallen tot verkeerde adviezen leiden. We verwachten dat de kwaliteit van de uiteindelijk gerapporteerde data die wordt verzameld op basis van adviezen van de WPM-assistent zal toenemen ten opzichte van de situatie zonder de assistent.

De WPM-assistent vereist continue updates van regelgeving en jurisprudentie om actueel te blijven. Het systeem is beperkt tot advisering en biedt geen directe ondersteuning voor het genereren van te rapporteren data.

4.4.3. Implementatietermijn en kosten

De WPM-assistent maakt gebruik van generatieve AI met een kennisbank van regelgeving en praktijkinformatie, waardoor de implementatie relatief snel en kostenefficiënt kan verlopen. Deze oplossing is vooral geschikt als algemene ondersteuningstool voor werkgevers en stelt geen eisen aan organisatiegrootte of datavolume. Het is een generiek inzetbare oplossing die breed opschaalbaar is.

1. Opbouw kennisbank en AI-integratie (0,25 – 0,5 jaar)

In deze fase worden de bronnen verzameld en gestructureerd (regelgeving, handreikingen, voorbeeldcasussen, veelgestelde vragen). De large language model (LLM)-omgeving wordt ingericht en gekoppeld aan de kennisbank via een RAG-architectuur. Eventueel kunnen bestaande overheidsmodellen en infrastructuur (zoals *WooChat*) worden hergebruikt.

2. Testfase en afstemming met beleid (0,25 jaar)

De assistent wordt getest op juridische nauwkeurigheid, bruikbaarheid en begrijpelijkheid. Daarbij is afstemming met beleidsmakers essentieel om te waarborgen dat adviezen correct verwijzen naar de bedoeling van regelgeving.

3. Livegang en beheer (doorlopend)

Na lancering is het systeem direct inzetbaar voor alle werkgevers. Regelmatige updates van de kennisbank zijn vereist bij wijzigingen in wetgeving, beleidsinterpretatie of praktijkervaring.

4.4.3.1. Kostenindicatie

De WPM-assistent heeft relatief lage implementatiekosten per gebruiker vanwege de generieke aard van het systeem. De grootste kostenpost ligt in initiële ontwikkeling, met daarna structurele onderhoudskosten.

- Eenmalige kosten (ontwikkeling en inrichting): afhankelijk van de volledigheid van de kennisbank, benodigde tooling (RAG-opzet, hosting), en gewenste gebruiksinterface (chatbot op website, via portaal, API);
- Structurele kosten: technische ondersteuning, kennisbankonderhoud en updates bij wetswijzigingen.

4.4.3.2. Factoren die termijn en kosten beïnvloeden

- Beschikbaarheid van goed gestructureerde broninformatie (zoals RVO-handreikingen, praktijkvoorbeelden, jurisprudentie);
- Mate van hergebruik van bestaande AI-infrastructuur binnen de overheid (zoals eerdere pilots met LLM-toepassingen);
- Kwaliteit en omvang van de kennisbank: hoe meer context en casuïstiek beschikbaar is, hoe bruikbaar en accurater het systeem;
- Wenselijke gebruikersinterface (laagdrempelig via web, of geïntegreerd in bestaande portals zoals eLoket of eHerkenning);
- Behoeft aan juridische borging: er kunnen aanvullende kosten zijn voor juridische toetsing en kwaliteitscontrole bij complexe vragen.

4.5. Statistische schatting

Deze oplossingsrichting implementeert een regelgebaseerd systeem dat bestaande mobiliteitsstatistieken automatisch toepast op organisatiespecifieke postcodegegevens. Het systeem valt onder de brede definitie van AI door zijn vermogen om automatisch voorspellingen te genereren, hoewel het technisch gezien meer een statistische calculator is.



Voorbeeld

Werkgevers krijgen een simpele tool die automatisch schattingen maakt op basis van bestaande CBS- en rijksoverheidsstatistieken over mobiliteitsgedrag per regio. Door alleen postcodes van werknemers en kantoorlocaties in te voeren, berekent het systeem direct het verwachte woon-werkverkeer. De tool gebruikt bekende cijfers zoals "66% van de afgelegde afstand bij woon-werkverkeer gaat per auto in Friesland" (fictief) en past deze toe op de specifieke werknemersverdeling. Het is een snelle, no-nonsense oplossing zonder enquêtes of complexe technologie, gewoon gebaseerd op wat we al weten over hoe Nederland reist. Werkgevers kunnen direct hun WPM-rapportage verkrijgen door simpelweg de lijst met postcodes te uploaden.

4.5.1. Benodigde data

Het systeem maakt inschatting op basis van openbare mobiliteitsstatistieken.

4.5.2. Voor- en nadelen

Het systeem verwerkt alleen postcodegegevens en geen gevoelige persoonsgegevens. De transparantie is groot omdat de berekeningen volledig gebaseerd zijn op openbare, bekende statistieken die eenvoudig na te rekenen zijn. De werkbaarheid voor bedrijven is uitstekend door de simpele interface waarbij alleen een personeelsbestand geüpload hoeft te worden. De implementatietermijn is kort en voor de overheid zijn de kosten laag omdat het systeem relatief simpel is en uitsluitend gebruik wordt gemaakt van reeds beschikbare data.

De nauwkeurigheid is zeer beperkt omdat geen rekening wordt gehouden met organisatiespecifieke factoren zoals bedrijfscultuur, thuiswerkbeleid of specifieke voorzieningen. De databeschikbaarheid hangt af van de granulariteit en actualiteit van CBS-statistieken per postcodegebied. Het systeem mist de verfijning van echte AI-systemen en kan geen patronen leren of zich aanpassen aan specifieke organisatieomstandigheden, waardoor het eerder geschikt is als snelle indicatie dan als nauwkeurige schatting.

4.5.3. Implementatietermijn en kosten

De oplossingsrichting *Statistische schatting* biedt een laagdrempelige, snel te implementeren benadering die gebaseerd is op bestaande statistieken. De methode gebruikt eenvoudige rekenregels en vereist nauwelijks data van individuele organisaties, wat resulteert in minimale ontwikkel- en beheerkosten. Dit maakt het systeem met name geschikt als indicatief hulpmiddel of als basisniveauvoorziening voor organisaties zonder capaciteit voor geavanceerdere modellen.

1. Ontwikkeling en configuratie (0,25 jaar)

Het systeem wordt ingericht met een set rekenregels die mobiliteitsstatistieken (bijvoorbeeld van het CBS) koppelen aan postcodegegevens. Er wordt een eenvoudige interface ontwikkeld waarmee organisaties een geanoniseerd personeelsbestand (met postcodes) kunnen uploaden, waarna een voorspelling volgt van modal split en jaarkilometers.

2. Testfase en gebruikersondersteuning (0,25 jaar)

Het systeem wordt getest op robuustheid, gebruiksvriendelijkheid en juistheid van rekenmethodiek. Daarbij wordt gekeken of de gebruikte statistieken voldoende actueel en representatief zijn, en of de output begrijpelijk is voor niet-deskundige gebruikers.

3. Livegang en jaarlijks onderhoud (doorlopend)

Na oplevering is het systeem direct toepasbaar en schaalbaar naar alle organisaties. Jaarlijks onderhoud beperkt zich tot het actualiseren van statistieken en eventuele technische verbeteringen.

4.5.3.1. Kostenindicatie

De kosten van dit systeem zijn beperkt, zowel in ontwikkeling als beheer, doordat gebruik wordt gemaakt van reeds beschikbare data en eenvoudige logica.

- Eenmalige kosten (ontwikkeling en inrichting): afhankelijk van gewenste gebruiksinterface, hosting en schaalbaarheid;
- Jaarlijkse kosten: statistiekupdates, technische ondersteuning en onderhoud.

4.5.3.2. Factoren die termijn en kosten beïnvloeden

- Beschikbaarheid en granulariteit van openbare mobiliteitsdata per postcodegebied (hoe fijner de statistiek, hoe beter de schatting);
- Beoogde interface: van eenvoudige webtool tot integratie in bestaande rapportagesystemen;
- Mate van begeleiding of toelichting: hoewel het model transparant is, kunnen gebruikers ondersteuning wensen bij interpretatie;
- Verwachtingen rond nauwkeurigheid: als het systeem ook voor beleidsmatige of handavingsdoeleinden wordt gebruikt, kunnen aanvullende kwaliteits- of validatiestappen nodig zijn.

5. Evaluatie

5.1. Opzet workshop

Om de geïdentificeerde oplossingsrichtingen te evalueren hebben we een workshop georganiseerd met vertegenwoordigers van betrokken partijen. De zes deelnemers waren vertegenwoordigers van IenW, EZ, RVO, en een HR-adviseur die de werkgeverspositie vertegenwoordigde.

De workshop begon met een korte uitleg over AI en de concepten die relevant zijn voor WPM-rapportage, vergelijkbaar met de inhoud van hoofdstuk 2. Vervolgens werden de verschillende oplossingsrichtingen systematisch besproken met als doel de discussie op gang te brengen.

Tijdens de discussie werden de oplossingsrichtingen beoordeeld op twee hoofdcriteria:

- **Nauwkeurigheid:** In hoeverre levert de oplossing accurate gegevens op die representatief zijn voor de werkelijke mobiliteitspatronen van werknemers;
- **Werkbaarheid:** Hoe uitvoerbaar is de oplossing voor werkgevers, rekening houdend met de benodigde tijd, middelen en expertise.

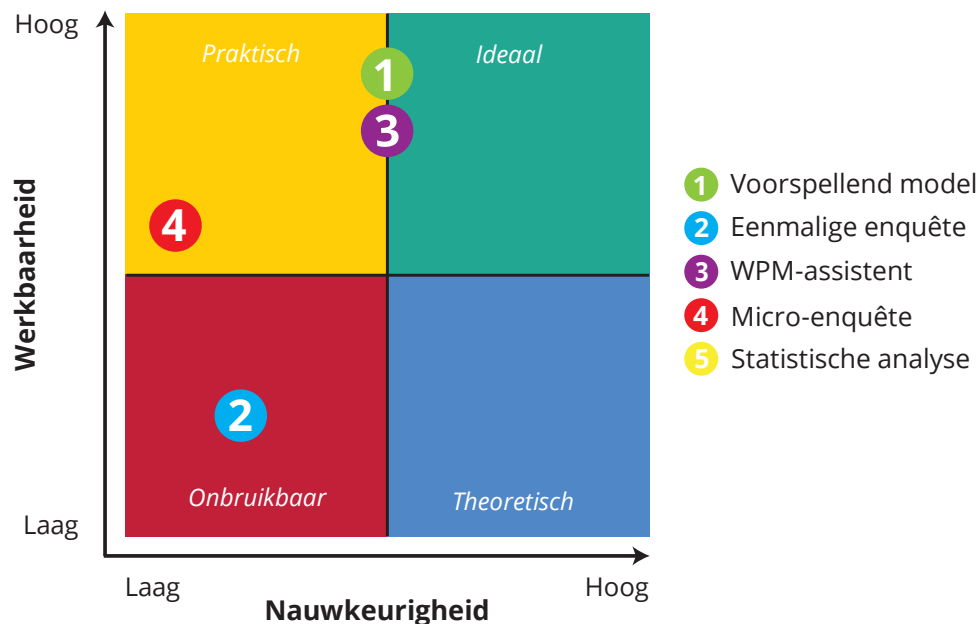
Deze criteria vormden de assen van een evaluatiematrix waarin elke oplossingsrichting werd gepositioneerd. Deze matrix is bedoeld om de oplossingsrichtingen met elkaar te vergelijken, niet om een absoluut oordeel te vellen over hun geschiktheid.

5.2. Evaluatie

Figuur 2 toont de inschatting van deelnemers over relatieve posities van oplossingsrichtingen langs de assen van werkbaarheid en nauwkeurigheid. We kunnen vier kwadranten onderscheiden:

- **Ideaal** (hoge werkbaarheid, hoge nauwkeurigheid): Oplossingen die zowel praktisch uitvoerbaar zijn als accurate resultaten opleveren. Dit zijn de meest wenselijke oplossingen.
- **Praktisch** (hoge werkbaarheid, lage nauwkeurigheid): Oplossingen die werkbaar zijn maar mogelijk minder betrouwbare gegevens opleveren. Deze kunnen nuttig zijn als tussenoplossing.

- **Theoretisch** (lage werkbaarheid, hoge nauwkeurigheid): Oplossingen die wel accurate resultaten kunnen geven maar moeilijk uitvoerbaar zijn in de praktijk.
- **Onbruikbaar** (lage werkbaarheid, lage nauwkeurigheid): Oplossingen die noch praktisch noch accuraat zijn en daarom minder geschikt om verder te onderzoeken.



Figuur 2. Geëvalueerde oplossingsrichtingen. Richting (5) is niet geëvalueerd. Zie sectie 5.3 voor onderbouwing van deze posities.

5.3. Evaluatie per oplossingsrichting

5.3.1. Voorspellend model

Het *Voorspellend model* werd hoog gepositioneerd qua werkbaarheid. De deelnemers erkenden het potentieel van deze benadering, waarbij werkgevers alleen basisgegevens zoals postcodes, leeftijden en geslacht van werknemers hoeven aan te leveren. De werkgever benadrukte dat dit "veel minder werk" zou zijn dan het huidige systeem van enquêtes uitzetten.

RVO merkte op dat het cruciaal is om maatregelen die werkgevers al hebben geïmplementeerd om duurzamer reizen te stimuleren mee te nemen in het model, zoals fietsregelingen en het aantal beschikbare parkeerplaatsen. Tegelijkertijd

werden er zorgen geuit over de nauwkeurigheid van deze benadering en hoe deze gevalideerd zou moeten worden.

5.3.2. *Eenmalige enquête*

Deelnemers wezen erop dat een *Eenmalige enquête* weliswaar de jaarlijkse administratieve last vermindert, maar vragen opwerpt over representativiteit over tijd. Een deelnemer merkte op dat mobiliteitspatronen kunnen veranderen en dat werkgevers alsnog een enquête met hoge opkomst moeten uitvoeren.

5.3.3. *WPM-assistent*

De *WPM-assistent* werd gepositioneerd als redelijk werkbaar en nauwkeurig. RVO zag mogelijkheden om de assistent ook voor andere duurzaamheidsanalyses te gebruiken. Vanuit het ministerie werd gesuggereerd dat een dergelijk AI-systeem mogelijk bij softwareleveranciers geïntegreerd zou kunnen worden.

Een deelnemer stelde dat de assistent nog effectiever zou zijn als deze gepersonaliseerde antwoorden kan geven op basis van specifieke organisatiekenmerken. Vanuit EZ werd opgemerkt dat er al vergelijkbare ontwikkelingen lopen en werd voorgesteld dat hier een pilot voor opgezet zou kunnen worden.

5.3.4. *Micro-enquête*

De *Micro-enquête* werd als beter werkbaar maar waarschijnlijk minder nauwkeurig beoordeeld. De deelnemers zagen twee interpretaties van dit concept: enerzijds het stellen van minder vragen (bijvoorbeeld alleen focussen op de modal split), anderzijds het bevragen van een kleinere groep mensen.

Een deelnemer noemde ook een mogelijke combinatie van deze richting met de richting *voorspellend model* (richting 1).

5.3.5. *Statistische schatting*

De *Statistische schatting* werd tijdens de workshop gepresenteerd en geëvalueerd, maar door deelnemers als onvoldoende zinvol beoordeeld voor verdere uitwerking. RVO merkte op dat algemene statistieken op macroniveau alleen nuttig zouden zijn als deze verrijkt zouden worden met bedrijfsspecifieke gegevens op microniveau. Het traject van reeds geaggregeerde macrostatistieken om te zetten naar bedrijfsniveau, om de resultaten uiteindelijk weer te aggregeren, werd als onlogisch en inefficiënt beschouwd.

Wel werd de mogelijkheid om de *Statistische schatting* als benchmark te gebruiken werd genoemd als manier om te bepalen of een organisatie er "ver onder of boven" zit, als een eerste indicatie kan geven. Dit zou ook gebruikt kunnen worden in het kader van

de 'plausibiliteitscheck' die nu al wordt toegepast door omgevingsdiensten, waarbij wordt gekeken of de aangeleverde data wel kan kloppen.

5.4. Aandachtspunten

Tijdens de workshop kwamen verschillende praktische uitdagingen en aandachtspunten naar voren.

5.4.1. *Huidige werkwijze en AI*

Tijdens de workshop kwam duidelijk naar voren dat veel werkgevers op dit moment kampen met een gebrek aan geschikte tooling voor het opstellen van de wettelijk vereiste WPM-rapportages. De HR-vertegenwoordiger benadrukte dat zij nu vaak genooddaakt zijn om met zelfontwikkelde enquêtes (bijvoorbeeld in Google Forms) en bewerkelijke Excel-bestanden te werken om mobiliteitsgegevens van werknemers te verzamelen en te verwerken. Dit leidt tot een aanzienlijke administratieve belasting, foutenrisico's, en grote onderlinge verschillen in werkwijze en nauwkeurigheid.

In het bijzonder werd gewezen op de uitdaging bij organisaties met onregelmatige werktijden of ploegenroosters (zoals bij zogenoemde "omslagroosters"). Voor dit soort situaties schieten standaardvragenlijsten en rekensheets tekort, waardoor de schattingen vaak gebaseerd zijn op aannames of grove gemiddelden. Een deelnemer noemde de huidige aanpak dan ook "natte-vingerwerk", waarmee wordt aangegeven dat de huidige rapportages vaak weinig houvast bieden of moeilijk reproduceerbaar zijn.

Hoewel AI-gedreven oplossingen niet perfect zijn en in sommige gevallen met onzekerheidsmarges werken, biedt automatisering wel kansen om de kwaliteit, consistentie en reproduceerbaarheid van de rapportages te verbeteren ten opzichte van de huidige handmatige methoden. Het is dan ook van belang dat bij de beoordeling van nieuwe oplossingen niet uitsluitend wordt gekeken naar de theoretische nauwkeurigheid, maar ook naar de praktische verbetering ten opzichte van de bestaande situatie.

Zonder centrale ondersteuning of tooling blijft de uitvoering van de WPM-verplichting namelijk sterk afhankelijk van de digitale vaardigheden, tijdsinvestering en interpretatie binnen individuele organisaties, met als gevolg een ongelijke uitvoeringspraktijk en beperkte vergelijkbaarheid tussen werkgevers.

5.4.2. *Softwareleveranciers*

Tijdens de verkenning werd gesuggereerd dat bestaande leveranciers van HR-software (zoals salarispakketten of personeelsinformatiesystemen) een rol zouden kunnen spelen bij de implementatie van de AI-oplossingen, bijvoorbeeld door functionaliteit voor WPM-rapportage te integreren in hun systemen. Hoewel dit op

termijn voordelen kan bieden in termen van gebruiksgemak en schaalbaarheid, kleven hier ook belangrijke aandachtspunten aan.

Een integratie via marktpartijen vereist namelijk:

- Een grootschalige uitvraag en coördinatie met alle relevante softwareleveranciers;
- (Pre)certificering of toetsing van de oplossing om consistentie, betrouwbaarheid en naleving van de regelgeving te waarborgen;
- Gelijke toegang tot gecertificeerde systemen, ongeacht het type of de leverancier van het HR-pakket dat een werkgever reeds gebruikt.

Als de verantwoordelijkheid voor implementatie bij marktpartijen wordt gelegd zonder duidelijke kaders of regie vanuit de overheid, bestaat het risico op:

- Fragmentatie van kwaliteit en interpretatie van de regelgeving;
- Oneerlijke concurrentie, waarbij alleen gebruikers van bepaalde software toegang hebben tot goedgekeurde of gevalideerde tools;
- Nadelige effecten voor werkgevers die reeds geïnvesteerd hebben in systemen die geen ondersteuning bieden of niet tijdig gecertificeerd raken.

Daarom verdient het aanbeveling dat de overheid zelf een actieve rol behoudt in de ontwikkeling en borging van een centrale, toegankelijke en uniforme voorziening. Leveranciers zouden op termijn wel kunnen aansluiten via standaarden of API's, maar pas nadat de inhoudelijke kaders zijn vastgesteld en breed beschikbaar zijn voor alle partijen.

5.4.3. *Kortetermijnoplossing versus langetermijnvisie*

Tijdens de workshop werd nadrukkelijk een onderscheid gemaakt tussen kortetermijnoplossingen die de huidige rapportagelast verlichten en langetermijninnovaties die structurele verbeteringen kunnen brengen in de dataverzameling en analyse rond werkgebonden mobiliteit. Beide typen oplossingen werden als waardevol erkend, maar wel met verschillende verwachtingen en rollen binnen het bredere beleidskader.

Oplossingen die werkgevers op korte termijn kunnen ondersteunen bij het verbeteren van hun huidige enquêtepraktijk, bijvoorbeeld door het bieden van betere vraagstellingen, tools voor dataverwerking of begeleiding bij interpretatie, werden als zeer waardevol gezien. Zulke maatregelen sluiten aan bij de directe behoefte aan

praktische ondersteuning en kunnen snel bijdragen aan een meer betrouwbare en efficiënte uitvoering van de WPM-verplichting.

Tegelijkertijd werd kritisch gekeken naar de meest laagdrempelige optie: optie 5 (statistische schatting). Hoewel deze oplossing in theorie snel en goedkoop te implementeren is, werd zij door meerdere deelnemers als inefficiënt en onlogisch bestempeld. De beperkingen op het gebied van nauwkeurigheid, maatwerk en actualiteit maken dat deze optie weinig toegevoegde waarde biedt boven de huidige, handmatige werkwijzen. De oplossing wordt daarmee vooral gezien als een tijdelijke overbrugging, niet als structureel antwoord op de uitvoeringsproblematiek.

Aan de andere kant werd optie 1 (het voorspellend model) herkend als de oplossing met de grootste potentie op langere termijn. Deze aanpak kan leiden tot significante administratieve lastenverlichting en een hoge mate van nauwkeurigheid zonder periodieke enquêtes. Tegelijkertijd werd erkend dat deze route de meeste tijd en investering vergt, onder meer vanwege de benodigde dataverzameling, training, validatie en iteratieve verbetering van het model.

Deelnemers gaven aan dat het belangrijk is om deze spanningsboog tussen kortetermijnhulp en langetermijninnovatie expliciet te onderkennen in het beleid. Er is behoefte aan een duidelijke fasering of routekaart, waarin enerzijds direct uitvoerbare oplossingen worden ingezet om werkgevers nú te ondersteunen, en anderzijds wordt gewerkt aan de ontwikkeling van robuuste, toekomstbestendige AI-oplossingen voor structurele rapportageondersteuning.

6. Discussie

De workshop-resultaten uit Hoofdstuk 5 roepen bredere vragen op over implementatie en impact van AI-oplossingen voor WPM. In dit hoofdstuk reflecteren we op deze uitkomsten en plaatsen we die in een breder perspectief. We combineren hierbij workshop-inzichten met eigen analyse van het beleidskader en de praktische context.

6.1. Doelgroep voor AI-oplossingen

De discussies tijdens de workshop wezen erop dat AI-oplossingen voor WPM-rapportages vooral relevant zijn voor het midden- en kleinbedrijf (mkb). Bedrijven met 100 tot 250 werknemers bevinden zich in een specifieke positie: zij zijn te groot voor handmatige rapportage via Excel-sheets, maar beschikken vaak niet over de geavanceerde systemen met ritregistraties die grote ondernemingen wel hebben. Deze doelgroep vormt de *sweet spot* voor AI-gedreven schattingen, omdat zij zowel de behoefte hebben aan vereenvoudiging als de organisatieomvang die AI-oplossingen zinvol maakt.

Grote ondernemingen hebben volgens de workshop-deelnemers hun administratie meestal al op orde en kunnen relatief eenvoudig de benodigde data verzamelen. Voor hen zou de meerwaarde van AI-oplossingen beperkt zijn.

6.2. Evoluerend beleidskader

De workshop-discussies over nauwkeurigheid en validatie moeten worden gezien in het licht van het veranderende beleidskader. Hoewel het Besluit WPM formeel ruimte biedt voor interpretatie van meetmethoden, bepalen omgevingsdiensten in de praktijk wat acceptabel is bij controles. Deze spanning tussen technische mogelijkheden en juridische acceptatie wordt verder gecompliceerd door de gefaseerde opzet van de wetgeving.

In de huidige fase geldt een collectief CO₂-uitstootplafond waarbij "de wet van de grote getallen" zorgt voor een redelijk correct totaalbeeld. Dit maakt AI-schattingen met beperkte nauwkeurigheid acceptabel. Echter, als in 2026 het collectieve plafond wordt overschreden, zullen vanaf 2030 individuele normen per werkgever gelden. Dit scenario vereist een andere benadering: werkgevers moeten dan kunnen aantonen dat zij binnen hun specifieke norm blijven, wat veel hogere eisen stelt aan de nauwkeurigheid en verdedigbaarheid van de rapportages.

Deze ontwikkeling heeft directe implicaties voor transparantievereisten van AI-systemen. Omgevingsdiensten kunnen niet handhaven op basis van alleen rapportages, maar zullen bij afwijkende waarden extra onderbouwing opvragen. Dit stelt specifieke eisen aan AI-systemen die verder gaan dan alleen technische prestaties. Verschillende oplossingsrichtingen scoren verschillend op transparantie:

regelgebaseerde systemen zijn volledig uitlegbaar maar beperkt in nauwkeurigheid, terwijl machine learning-modellen nauwkeuriger kunnen zijn maar inherent moeilijker uit te leggen zijn. Dit suggereert dat transparantie een even belangrijke ontwerpeis is als nauwkeurigheid, vooral in het licht van toekomstige juridische vereisten.

6.3. Combinatie van oplossingsrichtingen

Een uitkomst van de workshop was het inzicht dat combinaties van oplossingsrichtingen ook effectief kunnen zijn. De combinatie van het voorspellend model met micro-enquêtes werd als veelbelovend gezien. Deze hybride aanpak zou werken door eerst een voorspelling te maken op basis van demografische en geografische gegevens, en deze vervolgens te verfijnen met een gerichte, beperkte enquête.

Deze benadering maximaliseert de voordelen van beide methoden: de efficiëntie van automatische voorspellingen en de nauwkeurigheid van werkelijke data. Bovendien kunnen enquêtes veel korter worden als de jaarkilometers uit bedrijfssystemen gehaald kunnen worden, waardoor alleen nog specifieke modal split-vragen gesteld hoeven te worden.

6.4. Nieuwe richting: Wizard

Geïnspireerd door de discussie en het voorbeeld van de regelgebaseerde chatbot *Eliza* in de introductie, ontstond een nieuwe oplossingsrichting die we aanduiden als *Wizard*, verwijzend naar de interactieve programma's die gebruikers stap voor stap door een proces leiden, zoals installatie van software. Deze wizard zou werkgevers op eenzelfde manier vragen stellen over hun specifieke situatie (welke data hebben ze beschikbaar, wat zijn hun organisatiekenmerken, etc.) om ze vervolgens te loodsen naar de meest geschikte oplossing. De voorgestelde oplossingen zouden AI-gebaseerd kunnen zijn, maar dat hoeft niet per se.

Een dergelijke wizard-functionaliteit zou bijvoorbeeld ook geïntegreerd kunnen worden binnen de WPM-assistent.

6.5. Risico's

AI-oplossingen voor WPM-rapportage kunnen onbedoelde effecten hebben die voorzichtigheid rechtvaardigen. Het risico van een 'papieren werkelijkheid' ontstaat wanneer AI-schattingen de werkelijke situatie gaan vervangen in plaats van reflecteren. Dit kan leiden tot verminderde aandacht voor werkelijke mobiliteitspatronen en hun verandering.

Een tweede aandachtspunt betreft de energie-impact van AI-systemen zelf. Het inzetten van energie-intensieve rekenmodellen voor het bevorderen van CO₂-reductie kan op het eerste gezicht paradoxaal lijken. Hoewel de inzet van AI veelbelovend is

voor het verbeteren van inzicht en effectiviteit in mobiliteitsbeleid, vraagt deze route wél om een zorgvuldige afweging van de ecologische voetafdruk van de gebruikte technologie. Het is daarom van belang dat keuzes voor AI-toepassingen gepaard gaan met een transparante onderbouwing van de verwachte milieu-opbrengsten ten opzichte van de energie- en dataconsumptie van het systeem zelf. Dit vraagt om motivering, maar ook om het verkennen van energie-efficiënte modellen en infrastructuur.

Ten slotte bestaat het risico dat de mogelijkheid van AI-schattingen een verkeerd signaal afgeven aan bedrijven die hebben geïnvesteerd in nauwkeurige registratiesystemen of een deugdelijke enquêteprocedure. Dit zou kunnen leiden tot verminderde bereidheid om in datagedreven mobiliteitsmanagement te investeren.

6.6. Limitaties

Dit verkennende onderzoek heeft verschillende beperkingen die de interpretatie van de resultaten beïnvloeden. De workshop had een beperkt aantal deelnemers (zes), waardoor de representativiteit van de evaluaties begrensd is. Bovendien zijn de oplossingsrichtingen alleen conceptueel beoordeeld; er zijn geen concrete implementaties getest of gevalideerd. De tijdshorizon van het onderzoek was beperkt.

7. Conclusies

Deze verkenning beoogde antwoord te geven op vier centrale vragen over de inzet van AI bij WPM-rapportages. Op basis van de workshop met stakeholders en gesprekken met beleidsmedewerkers kunnen we deze vragen nu beantwoorden.

Welke randvoorwaarden en aandachtspunten zijn relevant bij de ontwikkeling van AI-tools voor WPM?

De ontwikkeling van AI-tools voor WPM kent verschillende randvoorwaarden en aandachtspunten. Juridische acceptatie door omgevingsdiensten vormt de grootste onzekerheid, aangezien zij in de praktijk bepalen wat acceptabel is bij controles. AI-schattingen op basis van machine learning zijn inherent moeilijk verdedigbaar, vooral wanneer vanaf 2030 mogelijk individuele normen gelden die hogere nauwkeurigheidseisen stellen. Nauw gerelateerd hieraan is de behoefte aan transparantie en uitlegbaarheid van AI-systemen voor acceptatie door stakeholders.

Databeschikbaarheid en -kwaliteit bepalen in grote mate de haalbaarheid van AI-oplossingen. Deze vereisen adequate basisadministratie bij werkgevers, toegang tot relevante open data, en vaak organisatiespecifieke gegevens die niet altijd beschikbaar zijn. Privacy en ethische overwegingen spelen mee bij het verwerken van personeelsgegevens, evenals het risico op een 'papieren werkelijkheid' waarbij AI-schattingen de werkelijke situatie vervangen in plaats van reflecteren. Tot slot vragen implementatie en beheer om zorgvuldige afwegingen tussen overheidsregie versus inzet van marktpartijen, schaalbaarheid van oplossingen, en de noodzaak van continue updates bij beleidswijzigingen.

Welke oplossingsrichtingen met een AI-component zijn het meest kansrijk?

Uit de workshop sessie blijken twee oplossingsrichtingen het meest kansrijk voor vervolgonderzoek, elk met een verschillende tijdshorizon. De *WPM-assistent* scoort het beste op de criteria werkbaarheid en nauwkeurigheid en kan relatief snel worden geïmplementeerd op basis van ervaring met het bouwen van vergelijkbare oplossingen. Dit maakt het de meest realistische oplossing voor de middellange termijn.

Het *Voorspellend model* biedt op langere termijn het grootste potentieel voor administratieve lastenverlichting door werkgevers volledig te ontlasten van enquêtes. Hoewel dit vragen oproept over nauwkeurigheid en juridische acceptatie, maken de potentiële voordelen het waardevol om te verkennen. In combinatie met een *Micro-enquête* wordt het model meer gegrond in echte data en potentieel nauwkeuriger.

In hoeverre zijn AI-oplossingen een effectieve benadering voor het verminderen van regeldruk bij WPM-rapportages?

AI-oplossingen kunnen effectief zijn voor het verminderen van regeldruk bij WPM-rapportages, maar alleen onder specifieke voorwaarden en voor de juiste doelgroep. De grootste effectiviteit ligt bij het midden- en kleinbedrijf, dat zich tussen wal en schip bevindt: te groot voor volledig handmatige processen maar zonder de geavanceerde registratiesystemen van grote ondernemingen. Voor deze groep kunnen ondersteunende AI-tools zoals een WPM-assistent of hybride oplossingen die voorspellingen combineren met beperkte enquêtes tijdsbesparing opleveren.

De effectiviteit wordt echter beperkt door praktische uitdagingen. Acceptatie door omgevingsdiensten blijft onzeker, vooral omdat AI-schattingen moeilijk verdedigbaar zijn bij handhaving. Bovendien stellen mogelijk individuele normen vanaf 2030 veel hogere nauwkeurigheidseisen dan het huidige collectieve CO₂-plafond. Technisch gezien vereisen machine learning-modellen veel organisatiespecifieke data die misschien niet beschikbaar is, terwijl transparantie-eisen botsen met de complexiteit van AI-systemen.

Op basis van deze analyse zijn AI-oplossingen het meest effectief als ondersteunende tools die werkgevers helpen om zelf beter te rapporteren, niet als volledige vervanging van bestaande processen. Hun succes hangt sterk af van realistische verwachtingen, zorgvuldige implementatie met focus op transparantie, en vroege betrokkenheid van handhavingsinstanties om acceptatiecriteria vast te stellen. Voor het mkb kunnen ze een nuttige aanvulling vormen op verbeterde tooling.

7.1. Voorgestelde vervolgstappen

7.1.1. Voor de overheid

1. **Zet een ontwikkellijn uit voor langetermijnoplossingen**, waaronder het *Voorspellende model*. Start met het opzetten van een publieke data-infrastructuur, toegankelijk voor modelontwikkeling en validatie.
2. **Borg de regie op kwaliteit en gelijk speelveld**. Definieer kaders of certificeringsvoorwaarden voor AI-tools die door derden (zoals softwareleveranciers) worden ontwikkeld.
3. **Stimuleer pilotprojecten en veldtesten**, waarbij diverse typen organisaties (sectoren, grootteklassen) AI-oplossingen kunnen uitproberen onder begeleiding).

4. **Verbeter tooling.** Ontwikkel (bijvoorbeeld) Excel-templates, kant-en-klare formulieren en concrete handleidingen om werkgevers administratieve houvast te geven. Dit is een relatief kleine investering met directe impact.

7.1.2. *Voor de werkgevers*

1. **Versterk de digitale basisadministratie.** Een actuele en gestructureerde digitale personeelsadministratie vormt een belangrijke basis voor het efficiënt kunnen voldoen aan de WPM-verplichting. Denk aan gegevens zoals werklocaties, functies, postcodes en roosters. Een solide HR-administratie ondersteunt niet alleen de mobiliteitsrapportage, maar draagt ook bij aan een betere informatievoorziening en sturingsmogelijkheden binnen de bredere bedrijfsvoering.
2. **Deel ervaringen.** Deel ervaringen uit de praktijk (ook bij knelpunten of maatwerkvragen) via brancheorganisaties of pilots, zodat toekomstige tools beter aansluiten op de realiteit van werkgevers.

7.1.3. *Voor onderzoekers*

1. **Start met een pilot naar de WPM-assistent.** Deze oplossing ondersteunt werkgevers bij het aanleveren van de gegevens.
2. **Betrek omgevingstdiensten vanaf het begin.** Met name voor AI-toepassingen die schattingen maken van de in te leveren data moeten er acceptatiecriteria worden vastgesteld die gedragen worden door de toezichthoudende instanties.
3. **Voer kosten-batenanalyse uit.** Meet de huidige tijdsinvestering van mkb-werkgevers in WPM-rapportage en vergelijk dit met verwachte besparingen van AI-oplossingen. Onderzoek of complexe AI-oplossingen wel daadwerkelijk efficiënter zijn dan verbeterde eenvoudige tools.

8. Referenties

- [1] Rijksoverheid. Klimaatakkoord. 28 juni 2019. Beschikbaar op: <https://www.rijksoverheid.nl/documenten/rapporten/2019/06/28/klimaatakkoord>
- [2] Rijksdienst voor Ondernemend Nederland (RVO). Gegevensverzameling werkgebonden personenmobiliteit: Handreiking voor werkgevers. Den Haag: RVO; februari 2025. Beschikbaar op: <https://www.rvo.nl/sites/default/files/2025-02/Handreiking-gegevensverzameling-Werkgebonden-personenmobiliteit.pdf>
- [3] Europese Unie. Verordening (EU) 2024/1689 betreffende kunstmatige intelligentie (AI-verordening), artikel 3 lid 1. 13 juni 2024. Beschikbaar op: <https://eur-ex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- [4] Pigment. Understanding the modern AI landscape. 3 februari 2025. Beschikbaar op: <https://www.pigment.com/blog/understanding-the-modern-ai-landscape>
- [5] Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS). Verplaatsingen van de Nederlandse bevolking; kenmerken en vervoerwijzen, regio. StatLine. Gewijzigd op: 4 juli 2024. Beschikbaar op: <https://opendata.cbs.nl/statline/#/CBS/nl/dataset/84709NED/table>
- [6] Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS). Verplaatsingen per persoon per dag; kenmerken, vervoerwijze en motief. StatLine. Gewijzigd op: 31 januari 2025. Beschikbaar op: <https://opendata.cbs.nl/statline/#/CBS/nl/dataset/85481NED/table>
- [7] Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid (KiM). Mobiliteitsbeeld 2023. 14 november 2023. Beschikbaar op: <https://www.kimnet.nl/documenten/2023/11/14/mobiliteitsbeeld-2023>
- [8] Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid (KiM). Kerncijfers Mobiliteit 2024. 18 november 2024. Beschikbaar op: <https://www.kimnet.nl/documenten/2024/11/18/kerncijfers-mobiliteit-2024>
- [9] iBestuur. OmgevingsChat beschikbaar voor alle Nederlandse overheden. 25 juni 2025. Beschikbaar op: <https://ibestuur.nl/artikel/omgevingschat-beschikbaar-voor-alle-nederlandse-overheden/>
- [10] Nederlands Kenniscentrum Open Overheid (NKOO). WooChat: jouw AI-assistent voor de Wet open overheid. 24 juni 2025. Beschikbaar op: <https://nkoo.nl/actueel/2935603.aspx>

Appendix 1. Afkortingen

Afkorting	Definitie
AI	Kunstmatige intelligentie (artificial intelligence)
CBS	Centraal Bureau voor de Statistiek
EZ	Ministerie van Economische Zaken
IenW	Ministerie van Infrastructuur en Waterstaat
KiM	Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid
LLM	Large language model
NKOO	Nederlands Kenniscentrum Open Overheid
RAG	Retrieval Augmented Generation
RVO	Rijksdienst voor Ondernemend Nederland
WPM	Werkgebonden personenmobiliteit

Tabel 2. Lijst van gebruikte afkortingen.



**Universiteit
Utrecht**

Sharing science,
shaping tomorrow