Ministerie van Infrastructuur en Waterstaat

Bijlage

Bijlage bij Kerncijfers Mobiliteit 2026

KiM | november 2026

KiM | Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid

Nabewerking CBS-Mobiliteitstrends

Het KiM maakt gebruik van de resultaten van het CBS-trendmodel voor verschillende doeleinden, waaronder decompositie-analyse. Het CBS-trendmodel levert betrouwbare trendinschattingen gebaseerd op de steekproefgegevens van OVG-MON-OViN-ODiN (Boonstra & Van den Brakel, 2026). Dit model houdt op een robuuste manier rekening met discontinuïteiten veroorzaakt door wijzigingen in het enquêteproces en steekproefruis. Er zijn drie doelvariabelen die worden gemodelleerd met behulp van tijdreeks multilevel modellen:

- aantal ritten per persoon per dag
- afstand per rit
- reisduur per rit

Schattingen worden berekend voor domeinen die gedefinieerd zijn door een kruisclassificatie van sommige of alle volgende classificatievariabelen:

- geslacht (man, vrouw)
- leeftijdsklasse (6-11, 12-17, 18-24, 25-29, 30-39, 40-49, 50-59, 60-64, 65-69, 70+)
- motief ("Werk", "Winkelen", "Onderwijs", "Vrijetijd", "Overig")
- vervoerswijze ("Autobestuurder", "Autopassagier", "Trein", "BTM (bus/tram/metro)", "Fiets", "Lopen", "Overig").

Het CBS-trendmodel heeft echter tot nu toe geen onderscheid gemaakt tussen gewone-fiets en e-fiets. Dit onderscheid is essentieel voor KiM. Gezien de stijgende populariteit van e-fiets in de afgelopen jaren, is het van groot belang hun gegevens te scheiden van gewone fietsen. In plaats van directe enquêtegegevens te gebruiken, kiest KiM ervoor om het CBS-trendmodel na te bewerken om smoothed e-fiets resultaten te genereren. Het nabewerking van het CBS-trendmodel heeft de voorkeur, omdat het waarborgen dat ons model overeenkomt met de CBS-methode lastig is, en de CBS-aanpak wordt gebruikt voor diverse andere analyses. Bovendien is de nabewerkingsmethode minder tijdrovend. Deze nabewerking verdeelt de vervoerwijze fiets in twee categorieën: gewone-fiets en e-fiets en wordt toegepast op zowel het aantal ritten als de ritafstand.

Aanpak van de nabewerking

We splitten de trends van ritten, afstand, en ritreisduur voor fiets in twee subcategorieën: Gewone fiets en e-fiets. Dit doen we door het aandeel van de e-fiets in de totale fiets te bepalen. Bijvoorbeeld, door het aandeel van de e-fiets afstand van de totale fietsafstand te kennen, en vervolgens dit aandeel te vermenigvuldigen met de totale fietsafstand van het CBS trendmodel, kunnen we een continue e-fiets afstand afleiden. De gegevens die we hiervoor nodig hebben, komen uit de OViN en ODiN enquêtes. Het is echter belangrijk te vermelden dat het direct uit deze enquêtes afgeleide e-fiets aandeel kan variëren vanwege steekproefruis en beïnvloed is door twee methodologische breuken. Daarom is het hoofddoel van deze splitsingsmethode om een vloeiende representatie van het e-fiets aandeel te verkrijgen.

$$ritaantal^{KiM}_{e-fiets} = ritaantal^{OViN-ODiN}_{e-fiets\ in\ totaal\ fiets} * ritaantal^{CBS}_{totaal\ fiets}$$

$$ritafstand^{KiM}_{e-fiets} = ritafstand^{OViN-ODiN}_{e-fiets\ in\ totaal\ fiets} * ritafstand^{CBS}_{totaal\ fiets}$$

$$ritreisduur^{KiM}_{e-fiets} = ritreisduur^{OViN-ODiN}_{e-fiets\ in\ totaal\ fiets} * ritreisduur^{CBS}_{totaal\ fiets}$$

Modellering e-fiets aandeel

Onder de aanname dat het e-fiets aandeel een S-vormig groeiverloop heeft, wordt in de modellering gebruik gemaakt van groeikrommen.

Uit de vele mogelijke specificatievormen van groeikrommen is gekozen voor het gebruik van de Four parameters Unified-Richards groeikrommen in de formulering van (Vrána et al., 2018) [1].

$$W = A(1 + (d-1) * \exp\left[\frac{-k_U(t-T_i)}{d^{d/(1-d)}}\right])^{1/(1-\mathrm{d})} \quad (1)$$

Deze formulering beschrijft een breed scala van S-vormige groeikrommes en heeft ten opzichte van de meeste alternatieve specificaties het voordeel dat de parameters direct interpreteerbaar zijn als volgende de basiskarakteristieken van de groeikromme:

A: het verzadigingsniveau (de asymptoot van het aandelenverloop).

k_U: de (relatieve) groei bij het buigpunt van de groeikromme.

T_i: de tijdpositie van het buigpunt. (t geeft de tijd).

d: de asymmetrie of vorm van de groeikromme. De vormparameter die de verticale positie ($d^{1/(1-\mathrm{d})}$) van het buigpunt bepaalt[1] .

In de uiteindelijke modelspecificatie wordt de tijdcomponent uitgebreid met correcties voor COVID-19, afwijkingen in de jaren 2013–2016 en enkele aanvullende groepsspecifieke effecten. Die werken daarmee voornamelijk als verschuivingen van de groeikromme over de tijdas. De volledige huidige modelspecificatie gebruikt de uitgebreide tijdcomponent binnen de Richards-groeikromme.

Het model is gespecificeerd als een Bayesiaanse multilevelmodel en wordt geschat met het R-pakket brms (Bürkner, 2018). Het brms-pakket biedt een handzame interface met de Bayesiaanse Hamiltonian Monte Carlo programmeertaal Stan (Stan Development Team, 2022). Voor de residuele verdeling wordt een Student-t-verdeling toegepast. Hiermee is het model minder gevoelig voor incidentele sterk afwijkende waarnemingen. Beoordeling van de modelfit en vergelijking van modelvarianten zijn gedaan met het met approximate leave-one-out cross validation methodiek van het R-pakket loo (Vehtari et al., 2017).

In tegenstelling tot de eerdere modelspecificatie is het model niet langer multivariaat opgezet met drie afzonderlijke responsvariabelen. De e-fietsaandelen op basis van afstand, aantal ritten en reisduur zijn in long format samengebracht. Het type aandeel wordt in het model aangegeven met de een extra factor. Hierdoor worden de drie typen aandelen binnen één gezamenlijk model geschat, waarbij verschillende modelparameters gedeeltelijk worden gedeeld en andere componenten tussen de typen mogen verschillen. Dit betekent ook dat er niet langer een aparte residuele correlatiematrix tussen afstand, ritten en reisduur wordt geschat, zoals in de eerdere multivariate modelspecificatie.

Fixed-effects
Voor het verzadigingsniveau A wordt een algemeen intercept geschat, aangevuld met een effect van het type aandeel en een monotone functie van de ordinale leeftijdsklasse (kleeft). De drie typen aandelen kunnen daarmee een verschillend verzadigingsniveau hebben, terwijl de leeftijdsontwikkeling gedeeltelijk gemeenschappelijk wordt gemodelleerd. Daarnaast bevat A een random-interceptcomponent op het niveau van de combinatie type × motief × leeftijd × geslacht.

De groeisnelheidsparameter $k_U$wordt in de huidige specificatie uitsluitend met een intercept gemodelleerd. Daarmee wordt voor de drie typen aandelen één gemeenschappelijke basisparameter voor de steilheid van de Richards-groeikromme gebruikt.

Voor de positie van het buigpunt T_i wordt een intercept en een monotone leeftijdscomponent geschat. Daarnaast bevat T_i random variatie tussen combinaties van type, motief, leeftijd en geslacht en aanvullende random effecten naar geslacht binnen combinaties van motief en leeftijd.

De vormparameter *d* wordt met één algemeen intercept gemodelleerd. In tegenstelling tot de eerdere specificatie bevat *d* dus geen afzonderlijke random-effectstructuur.

[1] De veel gebruikte logistische en Gompertz groeikrommen worden binnen deze formulering beschreven met als de respectieve vormparameters d = 2 en d -> 1.

Random-effects
Een belangrijk deel van de heterogeniteit tussen groepen wordt met random effects gemodelleerd. Voor A, T_i en de een paar correctieparameters worden random intercepts geschat over de combinaties van type aandeel, motief, leeftijd en geslacht. Doordat voor deze termen dezelfde correlatie-ID wordt gebruikt[2], worden ook de correlaties tussen deze random-effectcomponenten geschat. De resultaten laten bijvoorbeeld zien dat de groepsspecifieke afwijkingen in T_i sterk kunnen samenhangen met enkele van de correctieparameters.

Voor de COVID-parameters b_0 tot en met b_3 wordt een uitgebreidere random-effectstructuur gebruikt. Naast een algemeen effect kunnen deze parameters variëren naar type × leeftijd × geslacht , naar geslacht binnen motief × leeftijd en naar leeftijd binnen type × motief × geslacht Hiermee kan de COVID-gerelateerde tijdverschuiving verschillen tussen relevante mobiliteitsgroepen.

Covid en e-fiets verkoopvertraging effects
Gezien de ongekende verstoringen veroorzaakt door de COVID-19 pandemie, is het essentieel om de gevolgen hiervan in ons model op te nemen. Voor de parameter T_i, voegen we drie covid dummy variabelen toe voor de jaren 2020, 2021 en 2022, gemodelleerd als random effect. Andere beleids- of marktgerelateerde effecten kunnen ook worden toegevoegd door posterior samples te gebruiken. Dit gebeurt door de positie van de tijdparameter T_i aan te passen. In ons geval betekent dit vanwege covid en oorlogen dat er een vertraging is in de levering van e-fietsen en een tekort aan e-fietsproductie vanwege chip-tekorten. We hebben aangenomen dat deze vertragingen zich manifesteren als een groeicurve-vertraging van 0,11 jaar voor 2020, 0,24 jaar voor 2021, in 2022 nog 0,021 jaar, in 2023 0,012 jaar en in 2024 0,006 jaar. Dit betekent bijvoorbeeld dat de groei van e-fietsen in 2020 met ongeveer 11% van een jaar (ongeveer 40 dagen) is vertraagd in vergelijking met de ideale of verwachte groeicurve. Eenvoudig gezegd, als je in een ongestoorde situatie zou verwachten dat er tegen het einde van 2020 614.000 e-fietsen zouden worden aangeschaft, zou vanwege de vertraging dit aantal pas 40 dagen na het eindigen van 2020 worden bereikt.

Correcties voor 2013–2016
Naast de COVID-componenten bevat het model afzonderlijke jaarindicatoren voor 2013, 2014, 2015 en 2016. Deze worden als verschuivingen op de tijdas opgenomen. Hierdoor kan het model tijdelijke afwijkingen in deze vroege jaren opvangen zonder dat deze volledig door de structurele Richards-groeikromme hoeven te worden verklaard.

Daarnaast hebben we een modelcomponent die de nauwkeurigheid van de waarnemingen modelleert die direct afkomstig zijn van de ODiN/OViN enquêtegegevens. Dit soort modellen wordt aangeduid als "Generalized Variance Function", zie bijvoorbeeld (Berzofsky et al., 2015).

Referenties

Berzofsky, Heller, Williams (2015). Developing Generalized Variance Functions for Estimates of Recidivism Rates. American Statistical Association, Survey Research Methods Section, 1763-1772. http://www.asasrms.org/Proceedings/y2015/files/234025.pdf

Boonstra, H. J., & Van den Brakel, J. (2026). Modelling mobility trends - update including 2025 ODiN data and estimates for travel duration. Den Haag: Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS).

Bürkner, P. C. (2018). Advanced Bayesian multilevel modeling with the R package brms. The R Journal, 10 (1), 395-411. https://journal.r-project.org/articles/RJ-2018-017

Bürkner, P. C., & Charpentier, E. (2020). Modelling monotonic effects of ordinal predictors in Bayesian regression models. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 73(3), 420-451.

[2] Dit soort correlaties worden in brms gespecificeerd door een willekeurige lettercombinatie, in dit geval "ID", zie bijvoorbeeld: https://cran.r-project.org/web/packages/brms/vignettes/brms_multilevel.pdf

Pedersen, E. J., Miller, D. L., Simpson, G. L., & Ross, N. (2019). Hierarchical generalized additive models in ecology: an introduction with mgcv. PeerJ, 7, e6876.

Vehtari, A., Gelman, A., & Gabry, J. (2017). Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC. Statistics and Computing, 27, 1413-1432.

Vrána, J., Remeš, V., Matysioková, B., Tjørve, K., & Tjørve, E. (2019). Choosing the right sigmoid growth function using the unified-models approach. Ibis, 13-26.

Colofon

november 2026

Dit is een **bijlage** bij het rapport **Kerncijfers Mobiliteit 2026**

Link naar het rapport: https://doi.org/10.82230/KiM.MB2601

Dit is een uitgave van het Kennisinstituut voor Mobiliteitsbeleid (KiM),
Ministerie van Infrastructuur en Waterstaat.

www.kimnet.nl | info@kimnet.nl | 070 456 1965

Bezuidenhoutseweg 20 | 2594 AV Den Haag

Postbus 20901 | 2500 EX Den Haag