



Gelijktijdige optimalisatie op twee niveaus voor netwerkontwerproblemen

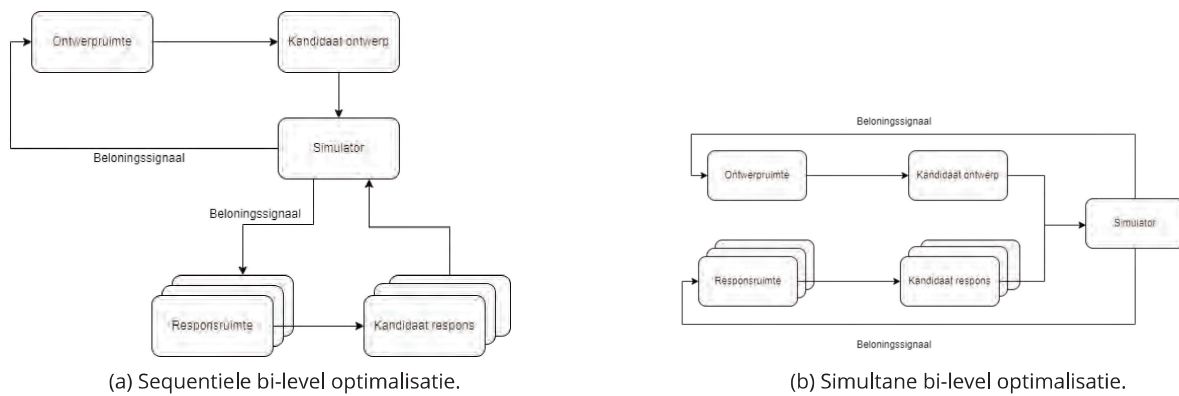
Maaïke Snelder, Selmar Smit, Maarten Schadd, Erwin Walraven

Netwerkontwerproblemen, bijvoorbeeld de optimalisatie van wegcapaciteiten, worden vaak bestudeerd met behulp van zogenaamde bi-level optimalisatie. Dat wil zeggen twee optimalisaties op verschillende niveaus: de ontwerp en de response van gebruikers. Vanwege de enorme rekenlast worden de gekozen ontwerp- en responsruimten typisch beperkt, wat doorgaans resulteert in suboptimale ontwerpen. In dit artikel introduceren we een aanpak voor gelijktijdige optimalisatie van ontwerpen en responsen. Experimenten voor de stad Delft waarin parkeerlocaties en tarieven worden geoptimaliseerd, laten zien dat gelijktijdige ontwerp- en responsoptimalisatie mogelijk is. De voorgestelde aanpak is in staat om automatisch responsen te leren, wat leidt tot ontwerpen die tot aanzienlijk beter zijn dan ontwerpen gemaakt met vantevoren gekozen responsruimte.

Op het gebied van verkeer en vervoer doen zich veel netwerkontwerproblemen voor die gepaard gaan met grote investeringen, zoals het verhogen van wegcapaciteit. Het is van cruciaal belang om te anticiperen op hoe gebruikers zullen reageren op aanpassingen, hun zogenaamde responsen. Er zijn veel voorbeelden van ontwerpen die achteraf niet optimaal bleken, omdat gebruikers de ontwerpen op onverwachte en soms ongewenste manieren gebruikten. Olifantenpaadjes (Luckert, 2012) zijn daarbij een typisch verschijnsel, zie Figuur 1 voor een voorbeeld.



Figuur 1: Een olifantenpad voor auto's. Bron: Luckert, 2012.



Figuur 2: Een vergelijking van de klassieke aanpak (a) en de nieuwe aanpak (b).

De kwaliteit van een ontwerp wordt bepaald door hoe de gebruikers er gebruik van maken, aangezien zij hun eigen doelstellingen optimaliseren afhankelijk van het ontwerp. Mensen zijn erg creatief in het vinden van een eigen oplossing, hun eigen 'olifantenpad'. Daarom is het belangrijk om niet alleen de huidige gedragspatronen te gebruiken in een optimalisatie.

In dit artikel introduceren we om die reden een geïntegreerde aanpak voor het ontwerpen van een netwerk, waarbij rekening gehouden wordt met het toekomstige gedragspatroon van de gebruikers. Het voert een gelijktijdige optimalisatie op twee niveaus uit door ontwerpen en responsen tegelijkertijd te optimaliseren in plaats van sequentieel. Dit wordt mogelijk gemaakt door machine learning in te zetten.

Kader voor ontwerp- en responsoptimalisatie

In Figuur 2a wordt de traditionele manier van sequentiële optimalisatie weergegeven. Eerst wordt de ontwerpruimte gemaakt. Vanuit deze grote ruimte wordt een kandidaat ontwerp gekozen met behulp van een machine learning-algoritme naar voorkeur. Een simulator beoordeelt het ontwerp op bepaalde criteria en geeft een beloningssignaal aan het leeralgoritme.

Een tweede leerlus optimaliseert de respons van agenten op het ontwerp. Deze agenten kunnen, afhankelijk van de situatie, reizigers, rivaliserende bedrijven of een tegenstander zijn. De agenten optimaliseren hun eigen olifantenpad, welk meer of minder in lijn kan zijn met het ontwerp. Deze leerlus is noodzakelijk om adequate responsen te leren en het ontwerp daarop aan te passen. Door respons-

optimalisatie te gebruiken, is het gevonden ontwerp robuust tegen olifantenpaden.

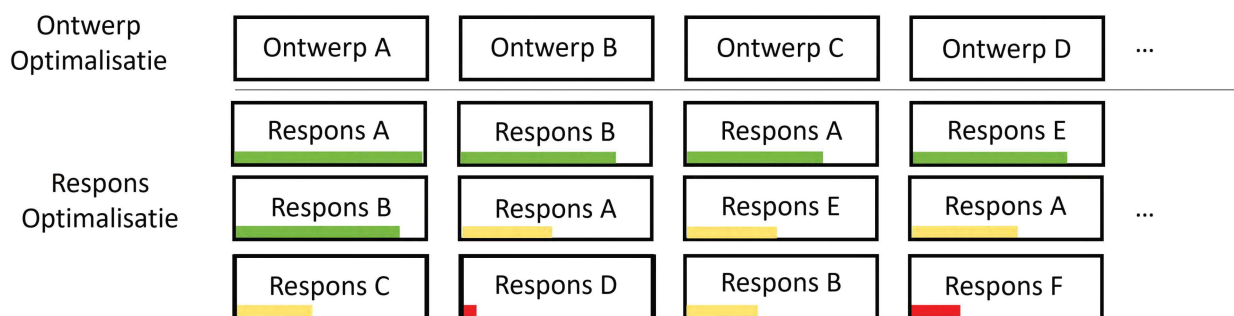
Er kleeft echter één nadeel aan de aanpak van Figuur 2a, namelijk de benodigde rekenkracht. Als voor elk getest ontwerp een tweede algoritme moet worden uitgevoerd voor de respons, kan het veel te lang duren om tot een oplossing te komen.

De nieuwe aanpak doet een gelijktijdige optimalisatie op beide niveaus, zodat kostbare rekentijd gespaard wordt (zie Figuur 2b). De simulator geeft een beloningssignaal voor zowel het ontwerp (KPI's) als de verschillende responsen (hoe vaak een respons gekozen is; personen willen op tijd komen en geld besparen). De responsen worden in een bibliotheek opgeslagen. Zo kunnen respons-ideeën van het ene ontwerp overgedragen worden naar het volgende ontwerp. De meest gekozen responsen houden een iteratie stand en de minst gekozen worden uit de bibliotheek verwijderd om ruimte te maken voor nieuwe respons-ideeën. Zo leert de responsbibliotheek zelfstandig welke responsen goed werken. Om te voorkomen dat goed presterende responsen worden verwijderd vanwege gebruik op slechts enkele ontwerpen, vervallen deze geleidelijk.

We demonstreren dit aan de hand van het voorbeeld in Figuur 3. Er worden meerdere ontwerpen getest (bovenaan). Voor elk ontwerp wordt de responsbibliotheek bijgewerkt (onderaan). De slechtst presterende respons wordt bij elke iteratie verwijderd. Hoe vaak een respons gekozen is, wordt weergegeven door de gekleurde balk. In Figuur 3 geven lange balken een goede prestatie weer. Deze zijn daarom groen gekleurd.

Drie voordelen van de geïntegreerde aanpak zijn:

- 1) de benodigde rekentijd kan lager zijn dan de sequentiële benadering;



Figuur 3: Een voorbeeld van hoe de responsbibliotheek zich aanpast aan de ontwerpen.

- 2) zodra een bibliotheek met goede responsen is gevuld, kan een nieuw ontwerp sneller nauwkeurig beoordeeld worden;
- 3) de responsbibliotheek zal zichzelf aanpassen aan de kenmerken van algemeen goed presterende responsen.

Een aantal nadelen kunnen zijn:

- 1) ontwerpen moeten opnieuw getest worden wanneer de bibliotheek met responsen sterk veranderd is;
- 2) de KPI's (Key Performance Indicators) van het ontwerp zijn moeilijk te vergelijken, omdat deze zijn gebaseerd op de inhoud van de responsbibliotheek op dat moment. Een ontwerp met goede KPI-waarden kan later slecht blijken, wanneer een andere respons aan de bibliotheek toegevoegd wordt;
- 3) ontwerp-specifieke responsen worden mogelijk niet gevonden.

Ontwerp- en responsoptimalisatie voor stadsplanning

Een gekozen casus betreft de plaatsing van extra parkeerplaatsen in de stad Delft en daarbij het selecteren van de bijbehorende tarieven voor parkeren. Een goed ontwerp is van groot belang om ervoor te zorgen dat de inwoners effectief gebruik kunnen maken van de parkeerfaciliteiten, zonder dat er ongewenste neveneffecten optreden. Wij illustreren dit met een futuristisch voorbeeld. Momenteel parkeren mensen hun auto doorgaans dicht bij hun bestemming. Met de introductie van volledig geautomatiseerde voertuigen (SAE-niveau 5, zie bijvoorbeeld SAE, 2021) zouden voertuigen autonoom ver weg van het stadscentrum kunnen parkeren. Aan gezien niveau 5-voertuigen niet te verwachten zijn in de nabije toekomst (Shladover, 2016) zijn deze

experimenten slechts bedoeld om de toegevoegde waarde van de optimalisatie-aanpak te illustreren.

Een ontwerp bestaat uit de locaties van de parkeerterreinen, en de tarieven voor parkeren, op deze terreinen of op straat. Voor parkeerterreinen en parkeren langs de straat worden verschillende tarieven gehanteerd. Er wordt echter geen onderscheid gemaakt tussen locaties. De tarieven zijn dus gelijk in de hele stad. In de praktijk kunnen de mogelijkheden en daarmee de ontwerprijimte ver groot worden door per parkeerplaats, of zone, een eigen tarief te hanteren, waardoor gebruikers wellicht massaal naar de goedkoopste parkeerplaats rijden. De respons bestaat dus hier uit reisgedrag, namelijk een actiereeks beginnend bij de oorsprong van een reis. Om precies te zijn, onderscheiden we vijf verschillende acties:

- Rijden naar de bestemming (bijvoorbeeld werk).
- Rijden naar de dichtstbijzijnde parkeerplaats. Deze actie heeft een andere uitkomst op basis van de huidige locatie van de reiziger.
- Rijden naar de herkomst (thuis).
- Eén uur parkeren. Als een parkeerplaats op dezelfde locatie aanwezig is, wordt deze gebruikt. Zo niet, dan wordt er op straat geparkeerd.
- Parkeren tot het einde van de dag.

Dezelfde actiereeks kan voor verschillende reizigers ander gedrag opleveren wanneer het begin- en eindpunt van de reis verschillen. Actiereeksen kunnen gezien worden als reispatronen en zijn een flexibel mechanisme om responsen te definiëren. Ook zijn uitbreidingen door het toevoegen van een nieuwe actie eenvoudig (bijvoorbeeld het overschakelen naar andere vervoermiddelen).

De KPI's zijn de volgende vier:

- Het aantal gereden kilometers door een zelfrijdende auto zonder passagier dient zo laag mogelijk te zijn.

- Het aantal uren dat auto's op parkeerplaatsen staan dient zo hoog mogelijk te zijn.
- Het aantal kilometers dat auto's rijden dient zo laag mogelijk te zijn.
- De parkeeropbrengsten dienen zo hoog mogelijk te zijn.

De simulator gebruikt actiereeksen van de responsbibliotheek om voor elke persoon, een zogenaamde agent, gedrag te simuleren over de dag. Na een volledige simulatiedag, worden de prestaties van de KPI's berekend. Het verkeersmodel van Delft, bestaande uit een wegennetwerk (491 knooppunten, 695 verbindingen, 25 zones) en een herkomst-bestemmingsmatrix die de reizen definieert, in dit geval een ochtendspits wordt hierbij gebruikt. De simulator kan bij drukte files laten ontstaan. Elke reiziger kiest een respons die zijn kosten minimaliseert.

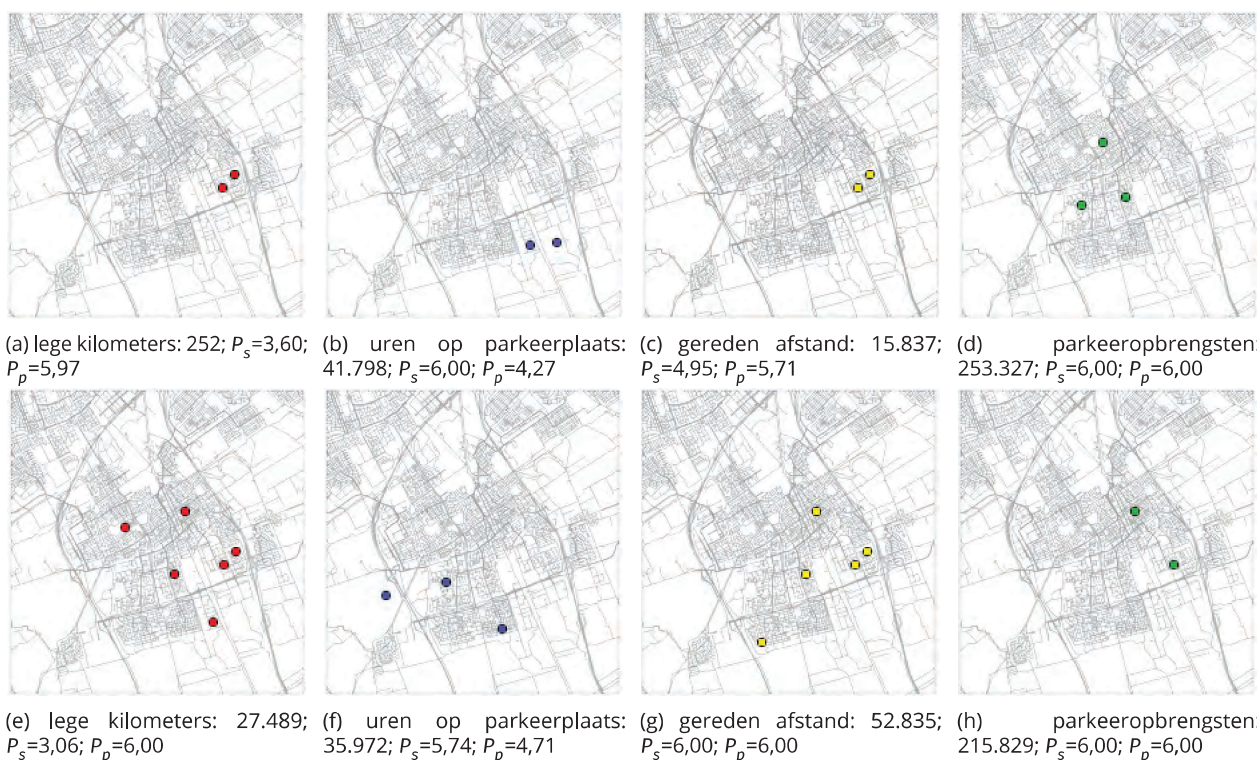
Voor het optimaliseren van het ontwerp gebruiken we een genetisch algoritme (Mitchell, 1998). Het genoom bestaat uit een variabel aantal parkeerlocaties en de tarieven voor parkeerterreinen en voor parkeren op straat. Wanneer een nieuw willekeurig ontwerp wordt gemaakt, is een willekeurig aantal parkeerplaatsen willekeurig geplaatst in de stad, en de parkeertarieven worden op uniforme willekeu-

rige wijze gekozen (3–6 euro per stuk). De initiële populatie van ontwerpen wordt gecreëerd door 100 van dergelijke willekeurige ontwerpen te maken.

Voor het optimaliseren van de responsbibliotheek wordt gekeken naar hoe vaak elke respons gekozen is. De responsbibliotheek bestaat aanvankelijk uit 100 actiereeksen. De betere helft van alle actiereeksen doorstaat een iteratie (waarbij hun score langzaam vervalt om een goede respons niet direct te moeten verwijderen). De vrijgekomen ruimte wordt opgevuld met nieuwe actiereeksen, welke mutaties zijn van de betere helft.

Resultaten

Het doel van het getoonde experiment is om te laten zien dat er slechtere ontwerpen gekozen worden wanneer er niet direct rekening gehouden wordt met de respons van de reizigers. Hiervoor wordt eerst de responsbibliotheek beperkt tot een klein aantal actiereeksen. Ten tweede is er een grote, maar statische responsset gemaakt, om zo te zien of het ontwerp bestand is tegen de creativiteit van de reizigers. En ten derde wordt de voorgestelde simultane bi-level optimalisatie toegepast. De resultaten voor de verschillende KPI's, waarbij elke keer



Figuur 4: Resultaten voor het optimaliseren van een enkele KPI op een statische responsset (boven) en simultane bi-level optimalisatie (beneden). P_s =parkeertarief op straat, P_p =parkeertarief op parkeerterrein. Elke kleur correspondeert met een andere KPI.

Tabel 1: Vergelijking van de nieuwe aanpak met statische responsen. KPI's zijn van het beste ontwerp (per KPI) voor de stad Delft uit 5 optimalisatie runs. Door de resultaten onder de kleine met de grote statische respons te vergelijken wordt duidelijk dat de impact van de responsbibliotheek groot kan zijn. De effect kolom toont het verschil van de simultane bi-level optimalisatie vergeleken met de grote statische responsset. Afhankelijk van de KPI is hoger of lager beter.

KPI	Kleine statische respons	Grote statische respons	Simultane bi-level optimalisatie	Effect
lege kilometers	252	31.064	27.489	-12%
uren op parkeerplaats	41.799	32.423	35.972	+11%
gereden afstand	15.837	61.167	52.835	-14%
parkeeropbrengsten	253.327	215.829	215.829	+0%

een ontwerp gezocht wordt dat een enkele KPI als focus heeft, zijn te zien in Tabel 1, en de bijbehorende ontwerpen zijn te vinden in Figuur 4. Het is belangrijk te weten dat voor de uiteindelijke KPI's van de bi-level optimalisatie dezelfde grote statische responsset gebruikt is, om een eerlijke vergelijking te maken.

Uit Tabel 1 blijkt dat er inderdaad slechtere ontwerpen gevonden worden, wanneer er onvoldoende rekening gehouden wordt met de respons. Uit de tabel blijkt bovendien dat bij de bi-level optimalisatie respons- en actiereeksen gevonden worden die lijken op de grote statische responsset, aangezien ze vergelijkbare KPI-waarden laten zien. Bij het onderzoeken van de actiereeksen blijken voertuigen vaak heen en weer te rijden tussen parkeerplaatsen, omdat dit goedkoper blijkt dan parkeren. Voor drie van de vier KPI's vindt de bi-level optimalisatie betere ontwerpen dan met de statische responsset; eenmaal wordt dezelfde oplossing gevonden.

Conclusie

Dit artikel presenteert een nieuwe aanpak voor de optimalisatie van ontwerp en respons. We tonen aan dat het mogelijk is om beide niveaus tegelijkertijd ofwel simultaan te optimaliseren. Omdat er ook rekening wordt gehouden met leergedrag in responsen biedt het potentieel betere, realistischere en robuustere ontwerpen voor grootschalige realistische netwerkontwerproblemen.

Literatuur

E. Luckert. „Drawings We Have Lived: Mapping Desire Lines in Edmonton”. In: *Constellations* 4.1 (2012), p. 1–10.

M. Mitchell. *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press, 1998.

SAE. „Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles”. In: J3016_202104 (2021).

S. E. Shladover. „The truth about “self-driving” cars”. In: *Scientific American* 314.6 (2016), p. 52–57.

Maaïke Snelder werkt als principal scientist bij TNO en universitair hoofddocent bij TU Delft aan het ontwerp van multimodale transportsystemen. Maaïke heeft een achtergrond in Econometrie en is cum-laude gepromoveerd op het ontwerpen van robuuste wegnettenwerken.
E-mail: maaïke.snelder@tno.nl

Selmar Smit is manager science en technology bij TNO en coördineert de ontwikkeling van een groot Nederlands taalmodel; GPT-NL. Hij heeft een MSc en PhD in kunstmatige intelligentie, en is bij het brede publiek bekend door zijn rol binnen het televisieprogramma *Hunted*.
E-mail: selmar.smit@tno.nl

Maarten Schadd werkt als onderzoeker bij TNO met als zwaartepunt de kunstmatige intelligentie voor beslissingsondersteunende systemen. Hij heeft een MSc en een PhD in Kunstmatige Intelligentie en is een expert in Monte-Carlo-technieken en optimalisatie-algoritmen. Hij heeft ervaring opgedaan met het ontwikkelen van complexe interacterende systemen in de private sector.
E-mail: maarten.schadd@tno.nl

Erwin Walraven werkt als onderzoeker bij TNO aan beslissingsondersteunende systemen voor het ontwerpen van steden. Hierbij focust hij zich op de toepassing van kunstmatige intelligentie en optimalisatiemethodes in samenwerking met partijen zoals gemeentes en ministeries. Erwin heeft een achtergrond in de informatica en is gepromoveerd op het gebied van geautomatiseerd plannen voor autonome agents.
E-mail: erwin.walraven@tno.nl