

De meerwaarde van **datagedreven** **capaciteitsplanning** in de thuiszorg

94

Yoram Clapper

Vrije Universiteit, Afdeling Wiskunde

René Bekker

Vrije Universiteit, Afdeling Wiskunde

Dennis Moeke

Lectoraat Logistiek & Allianties, HAN University of Applied Sciences

Wencke Eijkelkamp

Carinova

In deze bijdrage wordt geïllustreerd hoe datagedreven capaciteitsplanning kan bijdragen aan het slimmer benutten van de beschikbare personele capaciteit in een thuiszorgsetting. Hiervoor wordt gebruik gemaakt van praktijkdata en een geavanceerd Evolutionair Algoritme (EA). De resultaten van eerste numerieke experimenten, gebaseerd op drie praktijkcasussen, tonen dat met name de reistijd aanzienlijk kan worden gereduceerd (tussen de 35 en 42 procent). Een bijkomend voordeel van het gebruik van een algoritme is dat de planning niet meer met de hand hoeft te worden gemaakt. Dit bespaart kostbare tijd van de zorgprofessionals.

Inleiding

Volgens het trendsceario van het RIVM (Hilderink & Verschuuren, 2018) stijgen de reële zorguitgaven tot 174 miljard euro in 2040. Dat is een verdubbeling ten opzichte van 2015. Wanneer dit scenario werkelijkheid wordt dan neemt het aandeel van zorguitgaven als percentage van het Bruto Binnenlands Product (BBP) toe van 12,7 procent in 2015 naar een verwachte 16,4 procent in 2040.

Om deze financieel onhoudbare situatie te keren heeft de overheid sinds 2015 een aantal wetwijzigingen doorgevoerd. Door deze wetwijzigingen komen alleen personen met een zware fysieke en/of psychische beperking nog in aanmerking voor (intramurale) verpleeghuiszorg. Deze zogeheten extramuralisering heeft niet alleen consequenties voor zorgbehoevenden. Ook voor aanbieders van thuiszorg brengt het een grote uitdaging met zich mee. Omdat ook mensen die zorg nodig hebben langer thuis blijven wonen is de vraag naar thuiszorg de afgelopen jaren toegenomen. Deze toename in de vraag wordt de komende jaren versterkt door een groeiende vergrijzing (Hilderink & Verschuuren, 2018). De zorgbehoefte van mensen stijgt naarmate de leeftijd toeneemt (NZa, 2018) en met name de vraag naar langdurige zorg is sterk leeftijdsgebonden. Voor ouderen boven de 85 jaar bedraagt deze vorm van zorg bijna 75 procent van de totale zorgkosten. Door de vergrijzing komt de vraag naar langdurige zorg dus verder onder druk te staan. Verder blijkt uit onderzoek van het Economisch Bureau van de ING dat de vraag naar langdurige ouderenzorg in Nederland naar verwachting sterker toeneemt dan in andere EU-landen (ING, 2019).

Naast een toename in de vraag hebben aanbieders van thuiszorg ook te maken met een groeiend tekort aan medewerkers. Volgens Actiz, de branchevereniging van zorginstellingen, loopt het personeelstekort binnen de VVT-sector op tot meer dan 90.000 medewerkers in 2030 (Actiz, 2021).

Door de hierboven geschetste uitdagingen zijn dat veel aanbieders van thuiszorg op zoek naar manieren om de beschikbare personele capaciteit slimmer in te zetten. Dit artikel illustreert hoe datagedreven capaciteitsplanning kan bijdragen aan het slimmer benutten van de beschikbare personele capaciteit. Hiervoor wordt gebruik gemaakt van praktijkdata en een geavanceerd Evolutionair Algoritme (EA).

De rest van dit artikel is als volgt opgebouwd. In de volgende paragraaf wordt het gebruikte capaciteitsplanningsmodel nader toegelicht. Tevens wordt ingegaan op de prestatie van het model. Vervolgens wordt in paragraaf 3, aan de hand van drie praktijkcasussen, de uitkomst van het model vergeleken met de uitkomst van de huidige planning. Dit artikel sluit af met conclusies en een korte discussie.

Model

Fasen capaciteitsplanning

Capaciteitsplanning in een thuiszorgsetting kan grofweg worden opgedeeld in de volgende drie fasen; zie Moeke & Bekker (2020) voor een verdere uitwerking hiervan in een intramurale context:

1. Voorspellen van de werklast
2. Bepalen van een dienstenpatroon
3. Taken- en routeplanning

In de eerste fase is het doel om op basis van historische vraaggegevens de verwachte werklast (over de tijd) te voorspellen, waarbij werklast is gedefinieerd als: het aantal zorgverleners dat nodig is om aan de verwachte vraag te kunnen voldoen. De werklastvoorspellingen vormen de basis voor fasen 2 en 3.

Bij het bepalen van een dienstenpatroon (oftewel fase 2) staat het creëren van een blauwdruk voor de diensten centraal (begin- en eindtijden, pauzes, enz.), samen met de toewijzing van het aantal en het type zorgmedewerkers aan elke dienst. De uitdaging is om te komen tot een dienstenrooster dat zo goed mogelijk 'meeademt' met de voorspelde werklast, zonder daarbij de beschikbare personele capaciteit te overschrijden. Het toewijzen van zorgmedewerkers aan specifieke diensten betreft de invulling van de capaciteit waarbij wensen en voorkeuren van zorgmedewerkers een meer prominente rol spelen. Desalniettemin kan dit ook onder fase 2 geschaard worden.

In fase 3 wordt voor elk van de diensten (op basis van de zorgvraag) bepaald welke zorgactiviteiten wanneer, bij welke cliënt moeten worden uitgevoerd. Daarbij moet rekening worden gehouden met reistijd.

In dit artikel ligt de primaire focus op het bepalen van een dienstenpatroon en het maken van een taken- en routeplanning (oftewel, fasen 2 en 3). De toewijzing van specifieke zorgmedewerkers aan specifieke diensten is buiten beschouwing gelaten.

Het is belangrijk om te beseffen dat de uitvoer van fase 2 en fase 3 niet noodzakelijk in afzonderlijke stappen gaat. De keuze van de start- en eindtijd van de diensten wordt beïnvloed door de start- en eindtijd van de zorgactiviteiten. Bij het bepalen van de start- en eindtijd van de zorgactiviteiten moet rekening gehouden worden met: de zorgduur, locatie (reistijd) en de voorkeurstijden van de andere zorgactiviteiten die binnen dezelfde dienst moeten worden gepland. Evengoed heeft de keuze van de start- en eindtijd van de dienst effect op de planning van de zorgactiviteiten. Het is daarom wenselijk om fase 2 en fase 3 in samenhang te beschouwen.

Model

Voor het bepalen van een dienstenpatroon en het maken van een taken- en routeplanning moet rekening worden gehouden met de volgende aspecten:

- Te verrichten zorgactiviteiten
- Voorkeurstijden van de cliënten
- Geschatte duur van de zorgactiviteiten
- Vereiste deskundigheidsniveau
- Diensten (aantal, duur)
- Reistijden

Voor het meten van de prestaties van de planning wordt in het kader van deze studie gekeken naar de volgende drie prestatiematen: (1) reistijd, (2) wachttijd en (3) de uitloop van diensten. Hier is de reistijd cumulatief genomen over de reistijd van de afzonderlijke diensten. De wachttijd is vanuit het oogpunt van de cliënt en wordt bepaald door de mate waarin de start van de zorgactiviteit buiten het gewenste tijdsvenster van de cliënt valt. De wachttijd en uitloop van diensten zijn geaggregeerd over de zorgactiviteiten en diensten, respectievelijk. De uiteindelijke prestatie van de planning is gedefinieerd als een gewogen som van de drie prestatiematen.

Vervolgens is het de uitdaging om een methode te ontwikkelen waarmee relatief snel een dienstenpatroon en een taken- en routeplanning kan worden gegenereerd, waarbij de uitkomst van de gewogen som van de drie prestatie-maten zo klein mogelijk is en randvoorwaarden (zoals deskundigheidsniveaus) worden gerespecteerd. De gegenereerde planning bestaat uit een overzicht van:

1. Een dienstenpatroon (per dienst een start- en eindtijden met bijbehorende kwalificatieniveau).
2. Welke zorgactiviteiten wanneer, bij welke cliënt moeten worden uitgevoerd (per dienst).

Het kwantitatieve karakter van de hierboven beschreven situatie geeft aanleiding om gebruik te maken van een datagedreven optimalisatiemodel. Mixed-Integer Linear Programming (MILP) is een klassieke wiskundige methode voor het optimaal oplossen van planningsvraagstukken. Een groot voordeel van een MILP is dat deze gegarandeerd een optimale oplossing geeft. Echter, een nadeel van MILP is dat de rekentijd snel toeneemt met de grootte van het probleem (zoals een toename in het aantal cliënten of diensten). Dit maakt MILP vaak minder geschikt voor het oplossen van complexe praktijkproblemen.

98

Een methode waarbij dit probleem zich in mindere mate voordoet is een EA (Evolutionair Algoritme). Een EA kan in afzienbare tijd een oplossing genereren - in dit geval een planning - met als compromis dat deze mogelijk niet optimaal is. Echter, de oplossingen presteren vaak ondanks dit compromis relatief goed. Zie bv. Bekker et al. (2019) voor een toegankelijke uitleg van de werking van een EA. Voor de studie die in dit artikel wordt beschreven, is gebruik gemaakt van een geavanceerd Evolutionair Algoritme: het pGOMEA (permutation Gene-pool Optimal Mixing Evolutionary Algorithm) (Aalvanger et al., 2018; Bosma, Luong & Thierens, 2016).

De standaardprocedure voor een EA is als volgt:

1. Initieer een willekeurige populatie aan oplossingen.
2. Voer een variatie- en/of mutatieproces uit op de individuen van de populatie.
3. Selecteer een nieuwe generatie door de individuen met 'positieve' kenmerken te behouden.
4. Herhaal dit proces op de nieuwe generatie tot een aangegeven stopmoment.

Het is belangrijk om op te merken dat in de 2^e stap, het variatie- en mutatieproces, vaak 'gestuurde' willekeur plaatsvindt. Deze willekeur is fundamenteel in het proces bij het zoeken naar goede oplossingen. Het pGOMEA hanteert op hoofdlijnen dezelfde stappen, maar kent een specifieke aanpak op detailniveau in stap 2:

In stap 1 wordt een zekere hoeveelheid aan planningen gegenereerd, waarbij per planning de zorgactiviteiten in willekeurige volgorde willekeurig over de diensten worden verdeeld. Op basis van deze volgorde en verdeling worden de start- en eindtijden van de diensten en zorgactiviteiten berekend.

In stap 2 worden voor iedere planning de zorgactiviteiten herverdeeld over de diensten en wordt binnen de diensten mogelijk geschoven met de volgorde van zorgactiviteiten. Per planning gaat dit middels een kruisbestuiving met een willekeurige andere planning in de populatie. De kracht van pGOMEA zit in het feit dat het algoritme probeert te leren welke kruisbestuivingen effectief zijn; deze structuren in effectieve kruisbestuivingen worden meegenomen in het bepalen van kruisbestuivingen in de volgende generatie. Het pGOMEA blijkt effectief bij problemen waarin een ideale volgorde moeten worden bepaald.

In stap 3 wordt beoordeeld of de nieuwe structuur meegenomen wordt naar de volgende generatie of dat de oude structuur behouden blijft.

De willekeur van het proces impliceert dat de uitkomst van pGOMEA, hoewel gestuurd richting een (sub)optimale uitkomst, onderhevig is aan deze willekeur. Dat betekent dat de resulterende planning niet noodzakelijkwijs hetzelfde zal zijn bij herhalen van het algoritme. Daarnaast is pGOMEA een 'black box'; het algoritme levert een resultaat op basis van de ingevoerde data, maar hoe het resultaat tot stand komt, is niet direct inzichtelijk.

99

Verificatie pGOMEA

Omdat MILP voor kleine instanties een optimale planning genereert binnen een acceptabele rekentijd zijn de uitkomsten van het pGOMEA vergeleken met die van een MILP. Voor de vergelijking is gebruik gemaakt van drie scenario's:

Scenario 1: 5 cliënten en 2 diensten

Scenario 2: 12 cliënten en 2 diensten

Scenario 3: 12 cliënten en 3 diensten

Scenario 1 betreft een simpele situatie (weinig zorgactiviteiten en voldoende medewerkers), scenario 2 een meer uitdagende situatie (meer zorgactiviteiten en weinig medewerkers) en scenario 3 een gebalanceerde situatie (meer zorgactiviteiten en voldoende medewerkers). Per scenario zijn er 10 verschillende instanties willekeurig gegenereerd. De instanties betreffen één dagdeel (bijvoorbeeld de ochtend). Voor elke instantie is een planning gegenereerd met behulp van het pGOMEA en MILP. Vervolgens is gemeten hoeveel procent het pGOMEA afwijkt van MILP (en dus de optimale oplossing). Zie tabel 1 voor een overzicht van de resultaten.

Tabel 1 Relatieve verschil tussen het pGOMEA en MILP

Instantie	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3
1	0.0 procent	0.0 procent	1.0 procent
2	0.0 procent	4.0 procent	1.0 procent
3	0.0 procent	3.0 procent	1.0 procent
4	0.0 procent	0.0 procent	0.0 procent
5	0.0 procent	0.0 procent	2.0 procent
6	0.0 procent	0.0 procent	0.0 procent
7	0.0 procent	0.0 procent	1.0 procent
8	0.0 procent	0.0 procent	5.0 procent
9	0.0 procent	0.0 procent	0.0 procent
10	0.0 procent	0.0 procent	4.0 procent
Gemiddelde	0.0 procent	0.7 procent	1.5 procent

100

De resultaten suggereren dat voor kleine instanties het pGOMEA dicht in de buurt komt van de optimale oplossing. Daarbij moet worden opgemerkt dat het verschil groter wordt naarmate de instanties in omvang toenemen.

Resultaten praktijkcasussen

In deze paragraaf wordt getoond hoe datagedreven capaciteitsplanning kan bijdragen aan het beter benutten van de beschikbare personele capaciteit. Dit wordt gedaan aan de hand van drie praktijkcasussen die beschikbaar zijn gesteld door Carinova. Carinova is een zorginstelling (met ruim 1600 fte aan medewerkers) en actief in de thuiszorg, woonzorg en huishoudelijke hulp binnen Overijssel. De in deze paragraaf beschreven casussen zijn gebaseerd op data van drie verschillende thuiszorgteams, gesitueerd in respectievelijk een stadswijk, buitenwijk en het platteland. De casussen kennen de volgende aannames en kenmerken:

- Het aantal zorgactiviteiten, het deskundigheidsniveau per zorgactiviteit en de reistijd (met de auto) tussen twee zorgactiviteiten is bekend.
- Het aantal beschikbare diensten, het deskundigheidsniveau per dienst en de duur per dienst is bekend.
- De voorkeurstijden van de zorgactiviteiten waren voor de casus van de stadswijk en het platteland absent, voor de buitenwijk was slechts een deel van de voorkeurstijden bekend. In het geval van absentie is er een tijdvenster van één uur gekozen voor de

voorkeurstijd. De start- en eindtijd van het tijdsvenster is bepaald aan de hand van de aankomsttijd in het huidige dienstenpatroon en taken- en routeplanning van de bijbehorende zorgactiviteit.

Tabel 2 toont per case een numerieke samenvatting van de data. In de tabel is te zien dat het aantal zorgactiviteiten per team en de zorgduur redelijk overeenkomt. In de buitenwijk zijn er verhoudingsgewijs veel diensten die daardoor wat korter zijn. Verder is de reistijd op het platteland, zoals verwacht duidelijk het hoogst, terwijl de reistijd in de stadswijk opvallend kort is.

Tabel 2 Numerieke samenvatting van de praktijkcasussen

	Stadswijk	Buitenwijk	Platteland
Aantal activiteiten	87	71	90
Gemiddelde behandelduur (standaardafwijking)	17,13 min. (10,16 min.)	22,46 min. (13,21 min.)	20,44 min. (11,78 min.)
Gemiddelde reistijd (standaardafwijking)	1,27 min. (0,85 min.)	2,07 min. (1,42 min.)	5,36 min. (3,7 min.)
Aantal diensten	7	10	11
Gemiddelde dienstlengte	5 u. en 17 min.	3u. en 40 min.	4u. en 5 min.

101

De prestaties van het huidige dienstenpatroon en taken- en routeplanning zijn vergeleken met prestaties van een planning gebaseerd op het pGOMEA. Zie tabel 3 voor een overzicht van de resultaten.

Tabel 3 Score pGOMEA vs Huidig (in minuten)

	Score pGOMEA (Huidig)		
	Stadswijk	Buitenwijk	Platteland
Reistijd	49 (84)	66 (101)	183 (283)
Wachttijd cliënten	0 (0)	0 (101)	0 (0)
Uitloop diensten	0 (0)	25 (47)	0 (23)
Totaal	49 (84)	91 (249)	183 (306)

Uit tabel 3 valt op te maken dat door gebruik te maken van het pGOMEA de reistijd met zo'n 42 procent kan worden verkort voor de stadswijk en met 35 procent voor zowel de buitenwijk als het platteland. De wachttijd is alleen voor de buitenwijk in de huidige situatie groter dan 0. Dit is eenvoudig te verklaren uit het feit dat bij de overige twee casussen specifieke voorkeurstijden ontbreken en de gehanteerde tijdsvensters vrij ruim genomen zijn. Tevens wordt duidelijk dat door het toepassen van pGOMEA de uitloop van diensten wordt gereduceerd tot 0 voor het platteland en kan worden verkort met 47 procent voor de buitenwijk. Echter, ook in de huidige situatie is de uitloop al relatief klein.

Conclusies en discussie

Dit artikel gaat in op de potentiële meerwaarde van het toepassen van een geavanceerd Evolutionair Algoritme (EA) ter ondersteuning van het maken van een dienstenpatroon en een taken- en routeplanning in een thuiszorgsetting. De resultaten van een eerste numeriek experiment, gebaseerd op drie praktijkcasussen, tonen dat met name de reistijd aanzienlijk kan worden gereduceerd (tussen de 35 en 42 procent). Een bijkomend voordeel van het gebruik van een algoritme is dat de planning niet meer met de hand hoeft te worden gemaakt. Dit bespaart kostbare tijd van planners en/of zorgprofessionals.

102

Ondanks de positieve resultaten is er uiteraard voorzichtigheid geboden bij het trekken van meer algemene conclusies. Zo moet worden onderzocht of er in de praktijkcasussen nog factoren zijn die niet meegenomen zijn in het EA. De wensstijden zijn daar een belangrijk voorbeeld van. Het toevoegen van wensstijden met kleinere tijdsvensters beperkt de vrijheid in het zoeken naar oplossingen en kan als gevolg hebben dat de reistijd toeneemt. In de komende periode worden de numerieke experimenten uitgebreid om een breder en meer nauwkeurig beeld te krijgen van de prestaties van het EA.

Naast de doorontwikkeling van het EA is het ook van belang om de meerwaarde en impact in de dagelijkse zorgpraktijk te bestuderen. Er zijn inmiddels plannen om de empirische meerwaarde en impact te meten via de implementatie van een datagedreven 'decision support system' (DSS) voor het plannen en roosteren van de zorgactiviteiten, waarbij gebruik wordt gemaakt van het ontwikkelde EA. In dit onderzoek wordt de toegevoegde waarde en de impact beoordeeld vanuit het perspectief van zowel de thuiszorgcliënt, de zorgprofessional als de thuiszorgorganisatie.

Dit werk maakt deel uit van het onderzoeksprogramma Living Lab SSCMH met projectnummer 439.439.18.457 dat (mede)gefinancierd is door de Nederlandse Organisatie voor Wetenschappelijk Onderzoek (NWO).

Referenties

- Actiz. (2021). Infographic arbeidsmarkt VVT. Retrieved from [www.actiz.nl/sites/default/files/2021-02/ActiZ Infographic-Ontwikkeling-Arbeidsmarkt-VVT.pdf](http://www.actiz.nl/sites/default/files/2021-02/ActiZ%20Infographic-Ontwikkeling-Arbeidsmarkt-VVT.pdf)
- Hilderink, H. B. M., & Verschuuren, M. (2018). Volksgezondheid Toekomst Verkenning 2018: Een gezond vooruitzicht. Synthese. Retrieved from: <https://bit.ly/38sQeBc>
- ING (2019), Elderly care and housing demand in the EU: Golden opportunities, but mind the cultural gap. Retrieved from: https://think.ing.com/uploads/reports/ING_-_Elderly_care_and_housing_demand_in_the_EU_-_May_2019_1.pdf
- Moeke, D., & Bekker, R. (2020). Capacity planning in healthcare: finding solutions for healthy planning in nursing home care. In *Integrating the Organization of Health Services, Worker Wellbeing and Quality of Care* (pp. 171-195). Springer, Cham.
- NZa (2018). Zorg voor ouderen 2018, Monitor Nederlandse Zorgautoriteit, Retrieved from: www.rijksoverheid.nl/documenten/rapporten/2018/04/19/monitor-zorg-voor-ouderen-2018
- Bekker, R., Moeke, D., Dieleman, N., Buitink, M., Den Uijl, J., Otsen, F., Koreman, K., Passial, R., Couwenberg, M. (2019). Demand-driven task-scheduling in a nursing home setting: a genetic algorithm approach. *Logistiek+ Tijdschrift voor Toegepaste Logistiek*, 7, 73-87.
- Aalvanger, G. H., Luong, N. H., Bosman, P. A., & Thierens, D. (2018, September). Heuristics in permutation gomea for solving the permutation flowshop scheduling problem. In *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature* (pp. 146-157). Springer, Cham.
- Bosman, P. A., Luong, N. H., & Thierens, D. (2016, July). Expanding from discrete Cartesian to permutation gene-pool optimal mixing evolutionary algorithms. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference 2016* (pp. 637-644).