

PREDICTING THE UNPREDICTABLE

Het betrouwbaar voorspellen van het risico op een ic-opname met *big data*-technieken:
een retrospectieve studie op basis van administratieve data



PROOF-OF-CONCEPT-STUDIE
Amsterdam, juni 2018

Gupta Strategists

Samenvatting

Het elektronisch patiëntendossier bevat een schat aan gestructureerde en ongestructureerde informatie over patiënten, hun aandoening en historie. Deze gegevens kunnen helpen om de zorg voor patiënten te verbeteren. Met *big data*-technieken is bijvoorbeeld de benodigde zorg voor een patiënt beter te voorspellen. De laatste jaren is er veel gepubliceerd over deze en andere beloften van *big data* in de zorg, maar realisatie van dit potentieel blijft nog grotendeels uit. Het inlossen van de belofte vraagt toepasbare en overtuigende voorbeelden. Het doel van onze studie is te laten zien dat toepassingen dichterbij zijn dan gedacht en dat deze zelfs relatief makkelijk zijn te integreren in bestaande systemen.

In deze studie laten we zien dat *big data*-analyse bijdraagt aan het voorspellen van één van de meest impactvolle vormen van zorg: de opname op een *intensive care*. De studie

laat zien dat we voorspellingen kunnen doen aan de hand van enkel administratieve gegevens: gegevens die in elk ziekenhuis in Nederland al in gestructureerde vorm beschikbaar zijn in het EPD. We hebben daarvoor een geanonimiseerde dataset van een half miljoen zorgtrajecten geanalyseerd, waarna we voor individuele patiënten een voorspelling konden maken van de ic-opname. De waardering van het voorspelmodel varieert van 'excellent' (AUC 0,90) voor electieve patiënten tot 'redelijk' voor spoedpatiënten (AUC 0,74).

Deze *proof-of-concept*-studie laat zien dat met een beperkte, maar breed beschikbare dataset al bruikbare voorspellingen te doen zijn. Door de schat aan beschikbare informatie te benutten, dragen we bij aan het verbeteren van de zorg.

Big data: de weg van belofte naar toepassing

De data in het elektronisch patiëntendossier (EPD) vormen een schat aan informatie voor het voorspellen van het verloop van een ziekenhuisopname. Deze studie laat zien dat deze gegevens voldoende zijn om met *big data*-technieken het verloop van een ziekenhuisopname te kunnen voorspellen. We laten de kracht van *big data*-technieken op administratieve data zien, met behulp van een *case study* naar het voorspellen van één van de meest impactvolle vormen van zorg: opname op de *intensive care* (ic).

Het beter kunnen voorspellen van de benodigde zorg tijdens een ziekenhuisopname is van toegevoegde waarde voor de toegankelijkheid, doelmatigheid en kwaliteit van de zorg. Het leidt bijvoorbeeld tot betere capaciteitsplanningen, wat de zorg toegankelijker en doelmatiger maakt. Ook leidt het beter kunnen voorspellen van de benodigde zorg ertoe dat interventies eerder kunnen worden ingezet. Dit kan het succes van de behandeling en daarmee de kwaliteit van zorg vergroten.

De laatste jaren is veel gepubliceerd over het potentieel van *big data* om de benodigde zorg tijdens een opname te voorspellen, maar de realisatie van dit potentieel blijft achter. Het besparingspotentieel van de inzet van *big data*-technieken is 12 tot 17 procent van de totale zorgkosten^(1,2,3). Dit is omgerekend zo'n 10 tot 15 miljard euro voor Nederland.

De weg van belofte naar toepassing in de praktijk blijkt echter een lastige. Er zijn voorbeelden van het gebruik van statistische methoden om bijvoorbeeld opnameduur op de ic⁽⁴⁾ of de opname zelf⁽⁵⁾ te voorspellen, maar daarvoor zijn data met veel patiënt- of zorgkenmerken van een kleinere patiëntengroep nodig. Die data zijn in de praktijk over het algemeen niet beschikbaar.

Het inlossen van de grote belofte van *big data* vraagt toepasbare en overtuigende voorbeelden. Deze voorbeelden zijn vooralsnog schaars. Het doel van deze studie is te laten zien dat toepassingen dichterbij zijn dan gedacht en zelfs relatief gemakkelijk te integreren zijn in bestaande systemen.

Case study: voorspellen van ic-opnamen

Ongeveer de helft van de ic-opnamen is ongepland en het gevolg van verslechterde klinische conditie op de verpleegafdeling of een spoedopname in het ziekenhuis. We onderzochten de mate waarin een ic-opname is te voorspellen door gebruik te maken van bestaande gegevens. Daarvoor hebben we een voorspellend model opgezet, gebaseerd op analyse van kenmerken van patiënten die wel óf niet op de ic zijn opgenomen.

Dataset

De gebruikte dataset bestond uit gegevens van 570 duizend zorgtrajecten uit tien verschillende ziekenhuizen in Nederland. Alle geïnccludeerde zorgtrajecten omvatten minimaal één verpleegdag of één dagbehandeling. De gegevens in de dataset zijn administratief van aard en in elk ziekenhuis in Nederland in gestandaardiseerde vorm beschikbaar, omdat ze noodzakelijk zijn voor declaratie bij zorgverzekeraars (Tabel 1). De dataset is willekeurig verdeeld over een trainingsdataset en een testdataset. De trainingsdataset bevatte 400 duizend zorgtrajecten om de computer het

voorspellende model mee te laten maken. De andere 170 duizend zorgtrajecten zijn gebruikt om de voorspellingen van het getrainde computermodeel te evalueren.

Tabel 1: Parameters van gebruikte dataset

Parameter	Mogelijke waarden
Zorginstelling	Unieke geanonimiseerde code per instelling
Zorginstellinggroep	Universitair of niet-universitair ziekenhuis
Leeftijd	Numeriek
Geslacht	Man of vrouw
Diagnosegroep	Classificering van DOT-diagnoses van patiënten in 173 groepen
Diagnose	DBC-specialisme-diagnosecode (indien diagnose-code nog niet bekend is, kan gebruikt gemaakt worden van <i>text mining</i> op het dossier)
Zorgtype	Initieel of vervolgtraject
Top 25 meestvoorkomende comorbiditeiten ¹	Ja of nee per comorbiditeit uit de top 25
<i>O.b.v. onderstaande twee kenmerken zijn de zorgtrajecten in vier groep verdeeld (zie ook Tabel 2)</i>	
Operatie (voorafgaand aan evt. ic-opname)	Ja of nee (<i>onderscheid tussen operatief & conservatief</i>)
SEH-bezoek (voorafgaand aan evt. ic-opname)	Ja of nee (<i>onderscheid tussen spoed & electief</i>)

¹ Dit zijn o.a. de comorbiditeiten: cataract, artrose, borstkanker, huidkanker, hartritmestoornissen, diabetes.

Methodes

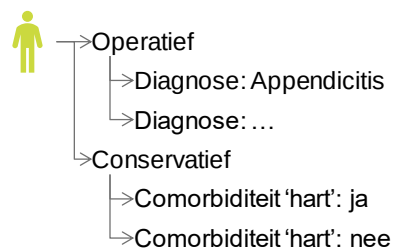
We hebben de kans op een ic-opname bepaald aan de hand van een beslisboom die is gegenereerd met het C4.5-algoritme⁽⁶⁾. Het C4.5-algoritme kijkt daarbij op twee manieren af van een normale regressie-analyse:

- i. Patiëntspecifiek model - Het algoritme splitst stapsgewijs de parameters uit en construeert zo de takken van een beslisboom. Voor iedere subgroep van patiënten maakt het model onafhankelijk de keuze voor de optimale combinatie van parameters. Per stap bepaalt de computer de voorspelkracht van elke overgebleven parameter, door de informatie-entropie van de parameter in relatie tot de te voorspellen parameter (in dit geval de ic-opname) te berekenen. De parameter met de grootste *information gain* (grootste afname in entropie) is de volgende splitsing in de beslisboom. Op deze manier vormt de parameter met de grootste voorspellende waarde dus de eerste aftakking in de beslisboom. Dit leidt – geheel automatisch – tot een beslisboom die per subgroep van

patiënten verschillend kan zijn (Figuur 1).

- ii. Voorspellend i.p.v. verklarend model - Het model kijkt vooruit, door op basis van de beslisboom voor iedere patiënt het risico op een ic-opname te bepalen.

We maakten gebruik van het *open source* computerprogramma Weka⁽⁷⁾ voor het opstellen van de beslisboom; hierbij is gebruik gemaakt van de standaard instellingen in Weka. Door middel van *resampling* is gecorrigeerd voor de van nature lage frequentie van ic-opnamen in de dataset.



Figuur 1: Voorbeeld van een deel van de gegenereerde beslisboom

De uitkomsten van ons model hebben we geëvalueerd met behulp van de *Receiver Operating Characteristic* (ROC) curve⁽⁸⁾ op de testdataset van 170 duizend zorgtrajecten. Door de ROC-curves te plotten en de *Area Under the Curve* (AUC) te berekenen, is de kwaliteit van het predictiemodel vast te stellen. Hoe groter de AUC, hoe beter het model in staat is om juist te voorspellen of een patiënt op de ic terecht komt.

We hebben de ROC-analyse toegepast op vier groepen patiënten om ons predictiemodel te toetsen. Daarbij is onderscheid gemaakt tussen operatieve en conservatieve behandelingen en tussen spoedeisende en electieve zorg (Tabel 2). Voor de indeling van patiënten in deze groepen is gekeken naar SEH-bezoeken en operatieve ingrepen voorafgaand aan de eventuele ic-opname. Indien er geen ic-opname heeft plaatsgevonden, werden alle SEH-bezoeken en/of operatieve ingrepen van het desbetreffende zorgtraject meegenomen.

Resultaten

Voor electief opgenomen patiënten (84% van de 170 duizend zorgtrajecten in de testdataset) was de kwaliteit van het predictiemodel 'goed' tot 'excellent'. Met andere woorden: een AUC van 0,8 of meer. Voor deze groep zijn leeftijd, zorginstellingsgroep, diagnose en comorbiditeiten van de grootste waarde voor de voorspelling.

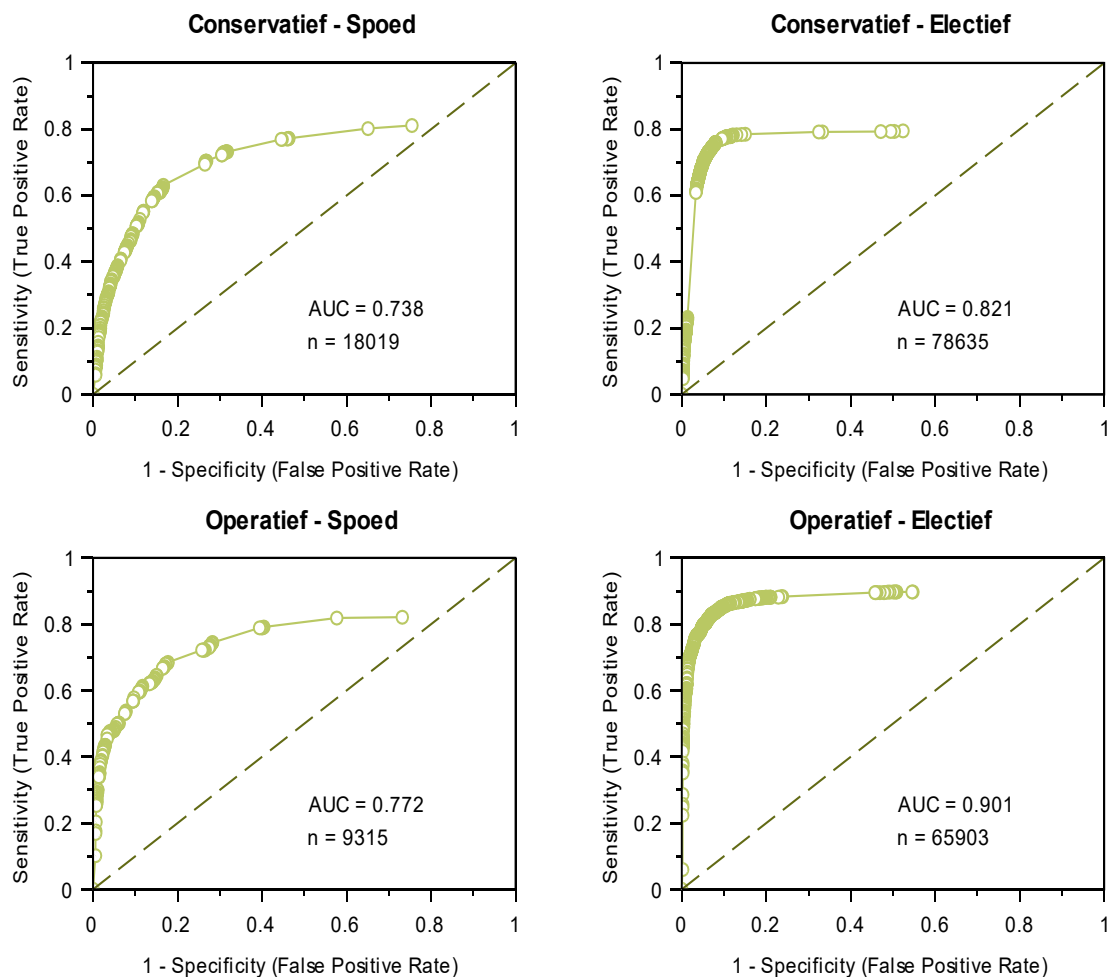
Voor de overige 16% van de zorgtrajecten was de AUC tussen 0,7 en 0,8 ('redelijk'). Dit betrof patiënten opgenomen via de SEH (Tabel 3, Figuur 2). Mogelijk verbetert deze score als het aantal zorgtrajecten toeneemt. De parameters met de grootste voorspellende waarden waren zorginstelling(groep) en comorbiditeiten.

Tabel 2: Groepen van patiënten met een opname of dagbehandeling

	Spoed	Electief
Conservatief	Patiënten die via de SEH het ziekenhuis binnenkomen en geen operatie ondergaan	Patiënten die niet via de SEH het ziekenhuis binnenkomen en geen operatie ondergaan
Operatief	Patiënten die via de SEH het ziekenhuis binnenkomen en wel een operatie ondergaan	Patiënten die niet via de SEH het ziekenhuis binnenkomen en wel een operatie ondergaan

Tabel 3: Uitkomst per patiëntgroep voor voorspelling ic-opname

Patiëntgroep	Aantal	AUC	Waardering van model	Cum. aantal
Operatief - Electief	65 903	0,901	Excellent	38%
Conservatief - Electief	78 635	0,821	Goed	84%
Operatief - Spoed	9 315	0,772	Redelijk	90%
Conservatief - Spoed	18 019	0,738	Redelijk	100%



Figuur 2: ROC-curves per patiëntgroep

Vervolgonderzoek om toepassingen van *big data* breder te verkennen

Vervolgonderzoek kan inzicht geven in de toegevoegde waarde van *big data*-technieken voor andere toepassingen, zoals het voorspellen van operatieve ingrepen of de verwachte opnameduur.

Ook kan vervolgonderzoek het predictiemodel optimaliseren, door verbetering van (a) de gebruikte methode/algorithm en/of (b) de gebruikte dataset. Voor het voorspellen van de benodigde zorg voor patiënten lijkt vooral het verbreden van de dataset (toevoegen van extra patiëntkenmerken) van toegevoegde

waarde. Immers, hoe meer informatie beschikbaar is over de patiënt hoe patiënt-specifieker het algoritme de voorspellingen kan maken. Door meer data te gebruiken (zoals laboratoriumdiagnostiek, bloeddruk, gewicht of roken) neemt de kracht van het model toe.

Voorbeeldtoepassing: monitoren van benodigde ic-capaciteit door integratie EPD

Door ons voorspellende model te koppelen aan de database van het EPD van het ziekenhuis, is het model bruikbaar om live en continu een risico-inschatting te maken per patiënt. Ook al is de risico-inschatting per patiënt minder precies dan die van de behandelend arts, het voordeel is dat deze inschatting voor alle opgenomen patiënten altijd en direct beschikbaar is. Het geeft dus een inschatting over de gehele ziekenhuispopulatie en daarmee is het waardevolle informatie over de capaciteit die op korte termijn van de ic gevraagd gaat worden. Bijvoorbeeld tijdens het 'influenza-seizoen' is dit bruikbaar om de mensen en middelen van het ziekenhuis en die van de ziekenhuizen in de omgeving zo doelmatig en evenwichtig mogelijk in te zetten.

Referenties

- (1) Van Poucke S, Thomeer M, Hadzic A. Big Data in health care: for whom the bell tolls?. *Critical Care*, 19:171, 2015
- (2) Pathak J, Shah ND. Why health care may finally be ready for big data. *Harvard Business Review*. 2014;3.
- (3) Groves P, Kayyali B, Knott D, van Kuiken S. The 'big data' revolution in healthcare. New York: McKinsey Global Institute; 2013.
- (4) Optimizing intensive care capacity using individual length-of-stay prediction models, M. Houdenhoven, van (Mark), D.T. Nguyen (Tien), M.J.C. Eijkemans (René), H.W. Tilanus (Hugo), D.A.M.P.J. Gommers (Diederik), G. Wullink (Gerhard), J. Bakker (Jan) and G. Kazemier (Geert), *Critical Care*, Volume 11 p. 1- 10, 2007

- (5) *The World is a Clinical Trial*, K. Isendoorn (Kees), D. Livestro (Daan), Gupta Strategists, 2017
- (6) Quinlan, J. R. *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers, 1993
- (7) Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). *The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques"*, Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.
- (8) Bradley, Andrew P. "The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms." *Pattern recognition* 30.7 (1997): 1145-1159

Dank

Deze studie is mede tot stand gekomen dankzij de inhoudelijke discussies met en feedback van A.J. Meinders (internist/intensivist, St. Antonius, Nieuwegein) en S.C.E. Klein Nagelvoort-Schuit (internist-acute geneeskunde, Erasmus MC).

Belangenverstrengeling

Geen.

www.gupta-strategists.nl

ir. P. Sohl

peter.sohl@gupta.nl

+31 6 14266058

dr. A. Oosterwaal

annemarije.oosterwaal@gupta.nl

+31 6 53244481

dr.ir. G. Wullink

gerhard.wullink@gupta.nl

+31 6 22816739

De auteurs van deze studie zijn consultants bij Gupta Strategists.