



# Innovatie in het risicovereveningsmodel: meer doelmatigheid en minder complexiteit

November 2023



# Introductie



Het risicovereveningsmodel is een complex model dat bedoeld is om verschillen in de (verwachte) zorgkosten tussen verzekerden te compenseren. Ondanks jaarlijkse verbeteringen zijn er nog steeds uitdagingen waar het risicovereveningsmodel mee te maken heeft. De uitdagingen zijn:

1. Er is nog steeds sprake van **ondercompensatie** van ongezonde verzekerden en **overcompensatie** van gezonde verzekerden;
2. De invoering van constrained regression leidt tot een verbetering van de verevening tussen gezonde en ongezonde verzekerden. Constrained regression voegt echter ook **complexiteit** aan het model toe en heeft weer andere nadelen;
3. **Ex-post verevening** is heringevoerd, ondanks de afspraak bij de invoering van het risicovereveningssysteem dat ex-post verevening afgebouwd zou worden. Ex-post verevening leidt tot vermindering van doelmatigheidsprikkels;
4. Het risicovereveningsmodel an sich zorgt ervoor dat **passende en doelmatige zorg niet altijd wordt gestimuleerd**. Innovaties voor chronisch zieken worden niet gestimuleerd.

Subgroepen met extreem hoge zorg kosten of comorbiditeit worden veelal nog ondergecompenseerd, terwijl het risicovereveningsmodel resulteert in overcompensaties voor groepen gezonde verzekerden<sup>1</sup>. Het huidige risicovereveningsmodel ondergaat jaarlijks aanpassingen om specifieke subgroepen te verbeteren, maar deze aanpassingen leiden vaak ook tot een toename in complexiteit. Zo leidt de invoering van Constrained Regression wel tot een verschuiving in de bijdragen van gezonde verzekerden naar ongezonde verzekerden, maar lost het de complexiteit van het model niet op en neemt de ondercompensatie toe voor subgroepen gebaseerd op risicoklassen.

Ook de inkoop van kwalitatieve en doelmatige zorg staat voor verschillende uitdagingen. De compensaties in het risicovereveningssysteem hinderen de implementatie van passende zorg initiatieven. Passende zorg streeft naar minder zorggebruik, terwijl de vergoedingen van het risicovereveningssysteem zich juist (impliciet) baseren op zorggebruik.

Onze visie voor het verbeteren van het risicovereveningsmodel is een aanpaksystematiek die mogelijkheden biedt voor de problematiek van het huidige model, zoals (extreme) ondercompensaties, verkeerde doelmatigheidsprikkels en de complexiteit. De veelzijdigheid van de huidige problematiek vraagt om innovatievere oplossingen: **het gebruik van Machine Learning (als aanvulling) en een verlegging van de focus van zorggebruik naar ziektebeeld binnen de vereveningskenmerken**. Deze combinatie biedt kansen om het risicovereveningsmodel beter te laten werken en tegelijk de juiste prikkels te behouden. In het vervolg van deze whitepaper lichten wij bovenstaande aandachtspunten nader toe en werken wij onze visie nader uit.

# De vier uitdagingen van het huidige risicovereveningsmodel



Onder- en overcompensaties



Ex post verevening



Passende zorg



Complexiteit



Het risicovereveningsmodel houdt rekening met verschillende factoren, zoals leeftijd, geslacht, gezondheidsstatus en sociaaleconomische kenmerken, om een inschatting te maken van de verwachte zorgkosten van een verzekerde. Echter, het is mogelijk dat bepaalde subgroepen van verzekerden niet goed worden vertegenwoordigd in het risicovereveningsmodel. Dit kan leiden tot onder- of overcompensatie van zorgverzekeraars voor deze subgroepen. Onder- en overgecompenseerde subgroepen zijn subgroepen van verzekerden die dus niet expliciet worden vertegenwoordigd in het risicovereveningsmodel.

De Monitor Risicoverevening 2018<sup>2</sup> laat zien dat het risicovereveningsmodel steeds beter in staat is de onder- en overcompensatie van diverse subgroepen te beperken. Dit onderzoek toont echter ook aan dat het risicovereveningsmodel in 2018 bepaalde subgroepen nog niet adequaat verevent, zoals verzekerden met lage zorgkosten, extreem hoge zorgkosten, meerjarige onder- of overcompensatie, of comorbiditeit. Daarnaast laten de resultaten van dit onderzoek zien dat de onder- en overcompensaties sterk gerelateerd zijn aan gezondheidsrisico's in combinatie met leeftijd en/of geslacht.

Ernst Kuipers heeft naar aanleiding van onderzoek door ESHPM<sup>3</sup> besloten Constrained Regression vanaf 2024 te introduceren binnen het somatische risicovereveningsmodel. Met Constrained Regression neemt de ondercompensatie van ongezonde verzekerden en de overcompensatie van gezonde verzekerden sterk af, oftewel een verschuiving van de risicovereveningsbijdrage van gezonde naar ongezonde individuen. Daarnaast is er geen significant positief verband tussen het vereveningsresultaat op polis- en risicodragersniveau en de gezondheid van de populatie, door de toevoeging van Constrained Regression aan het risicovereveningsmodel.

Subgroepen geformuleerd in het toetsingskader<sup>4</sup> presteren over het algemeen beter in het risicovereveningsmodel met Constrained Regression. Echter, subgroepen gebaseerd op risicoklassen binnen het risicovereveningsmodel resulteren met Constrained Regression in hogere onder- en overcompensaties<sup>3</sup>. Wij adviseren daarom verder onderzoek naar hoe subgroepen niet opgenomen in het model presteren.

# De vier uitdagingen van het huidige risicovereveningsmodel



Onder- en overcompensaties



Ex post verevening



Passende zorg



Complexiteit



Het risicovereveningssysteem kan zowel uit ex ante (risicovereveningsmodellen) als ex post verevening bestaan (onder andere bandbreedteregelingen en Hoge Kosten Compensaties). Ex post verevening is een compensatie (achteraf) op basis van de werkelijke kosten. Een reden voor het implementeren van een Hoge Kosten Compensatie is dat zorgverzekeraars geen directe invloed hebben op de extreem hoge zorgkosten die sommige verzekerden met zich meebrengen. Een bandbreedteregling wordt ingevoerd wanneer de werking van het model onzekerder is, bijvoorbeeld bij een systeemwijziging.

De verhouding van de twee compensatiemethodes is wisselend geweest door de jaren. Bij de invoering van het risicovereveningsmodel in 2006 waren er vanzelfsprekend meer bandbreedteregelingen gewenst om onzekerheden in de werking van het nieuwe model te reduceren. Later zijn deze langzaam afgebouwd door een steeds betere werking van de risicovereveningsmodellen (mede door het toevoegen van kenmerken). Bij de start van het nieuwe stelsel was dit ook afgesproken. De ex-post verevening wordt afgeschaft. De trend van de laatste jaren is echter het wederom introduceren van hoge kosten compensatie, vanwege de steeds vaker voorkomende incidentele extreem hoge zorgkosten.

Met ingang van 2024 is bij het somatische model een beperkte vorm van ex post verevening geïntroduceerd. Deze is bedoeld voor slechts een kleine groep met hoge (medicatie)kosten (> € 400.000). In de praktijk vallen hier alleen verzekerden onder met eenmalige medicatie (bijv. door garantie tot genezing), hele dure medicatie of moeilijk te voorspellen ziektebeelden.

De toepassing van ex post verevening heeft naar verwachting een positief effect (afname) op de prikkel tot risicoselectie. Ex post verevening is daarmee een mogelijke oplossing voor de zeer moeilijk voorspelbare kosten en/of kosten die zeer scheef verdeeld zijn. Echter, ex post verevening zorgt mogelijk ook voor een afname van de doelmatigheidsprikkel. Een (gedeeltelijke) kostencompensatie (achteraf) van de zorgkosten van verzekerden leidt immers tot een lager financieel risico voor deze specifieke groepen verzekerden voor zorgverzekeraars. Een evaluatiestudie moet gaan uitwijzen in hoeverre de herintroductie van de ex post verevening op de somatische kosten impact heeft gehad op de doelmatigheidsprikkel.

De recente beleidswijzigingen binnen ex post maatregelen laten wel de ambitie en potentie voor een verbetering van de ondercompensaties zien. De vraag is of de methode ex post verevening daarvoor het meest geschikt is. Er is meer winst te behalen bij ondergecompenseerde subgroepen en/of verzekerden dan alleen verzekerden met dure medicijnen.

# De vier uitdagingen van het huidige risicovereveningsmodel



Onder- en overcompensaties



Ex post verevening



Passende zorg



Complexiteit



Uit onderzoek van ZIN<sup>5</sup> blijkt dat de risicoverevening in specifieke gevallen een belemmering kan vormen voor het inzetten op passende zorg door zorgverzekeraars. Het risicovereveningsmodel is sterk financieel gedreven en belooft zorgverzekeraars die zorgkosten weten te reduceren, al dan niet via een kwaliteitsimpuls. Passende zorg en innovatie zijn niet altijd financieel gedreven (maar ook patiënt en kwaliteit gedreven) en deze initiatieven worden daarmee niet altijd voldoende ondervangen door het risicovereveningsmodel. De berekende bijdragen door het risicovereveningsmodel is vooral gestoeld op zorggebruik (declaraties). Passende en innovatieve zorg initiatieven die gericht zijn in het (deels) voorkomen van deze declaraties kunnen daarmee een belemmering vormen in de vaststelling van een passende vereveningsbijdragen. Deze financiële belemmering kan zorgverzekeraars ontmoedigen in de transitie naar passende zorg.

Als gevolg hiervan adviseerde ZIN aan VWS het risicovereveningsmodel aan te passen<sup>7</sup>. Een voorbeeld van een mogelijke aanpassing is het langer vasthouden van vereveningskenmerken indien door het passende zorg initiatief het vereveningskenmerk van een verzekerde wegvalt. Met het langer vasthouden<sup>6</sup> van een vereveningskenmerk wordt de compensatie die een zorgverzekeraar ontvangt niet negatief beïnvloed door het toepassen van passende zorg. Het onderzoek heeft nog niet geleid tot een bruikbaar resultaat om daadwerkelijk bestaande belemmeringen voor passende zorg weg te nemen. Daarnaast onderkennen wij het risico dat noodzakelijke aanpassingen van de risicovereveningsmodellen om negatieve impact op de toepassing van passende zorg en innovaties weg te nemen, kan bijdragen aan een toenemende complexiteit. Vanzelfsprekend brengt dit nog meer urgentie voor oplossingen van andere aard.

# De vier uitdagingen van het huidige risicovereveningsmodel



Onder- en overcompensaties



Ex post verevening



Passende zorg



Complexiteit



De complexiteit van de risicovereveningsmodellen heeft als gevolg dat een beperkte groep experts de werking van deze modellen in zijn volledigheid doorgrondt. Voor het draagvlak van het systeem breder in de maatschappij is het echter belangrijk dat het risicovereveningssysteem uitlegbaar blijft door (en voor) het Ministerie van VWS en de zorgverzekeraars.

Met verschillende ex ante en ex post compensatiemethodes wordt geprobeerd een verbetering aan de vereveningsbijdragen te realiseren. Een wijziging binnen de risicovereveningsmodellen met als doel een herkenbare subgroep beter te compenseren heeft vaak een ongewenste invloed op de vereveningsresultaten voor andere onvoldoende gecompenseerde subgroepen en tevens op de complexiteit van het model. Nieuwe maatregelen leiden zo eerder tot een verschuiving van het probleem tussen herkenbare en niet onderkende subgroepen, dan tot een structurele verbetering van de voorspelkracht van de vereveningsmodellen. Veelal leidt dit tot een toename van de complexiteit en dat hindert de uitvoerbaarheid van nieuwe verbeteringen in het risicovereveningsmodel.

Vanaf 2024 is besloten het risicovereveningsmodel voor somatische kosten te baseren op Constrained Regression. Constrained Regression voegt een restrictie toe aan het Ordinary Least Squares model om ervoor te zorgen dat verzekerden ingedeeld in een risicoklasse een vereveningsresultaat gelijk aan nul krijgen. Door een restrictie wordt de vereveningsbijdrage herverdeeld van gezonde verzekerden naar ongezonde verzekerden. Voor het risicovereveningsmodel 2024 is besloten een restrictie op de positieve MFK-klassen (meerjarige farmacie kosten) toe te passen. Zorgverzekeraars ontvangen door deze restrictie hogere vereveningsbijdragen voor verzekerden ingedeeld in een positieve FKG-, HSM- en MHK-klassen (ieder sterk gecorreleerd aan MFK<sup>7</sup>) en subgroepen met een hoog percentage ouderen. Tegelijkertijd, is een negatief effect de toename van het vereveningsresultaat van subgroepen gebaseerd op risicoklassen. Het is nog niet altijd duidelijk naar welke subgroep de vereveningsbijdrage verschuift. Dit creëert een situatie waarbij het niet goed uitlegbaar is waarom bepaalde groepen meer/minder vereveningsbijdrage krijgen. De interpretatie van de vereveningsbijdragen wordt hiermee dus lastiger.

Ex post verevening, passende zorg en toenemende complexiteit vragen om een grondige heroriëntatie op de gebruikte risicovereveningsmodellen. Hieronder beschrijven wij oplossingsrichtingen die wij aanbevelen voor de eerdergenoemde uitdagingen.

# Wij dragen twee oplossingsrichtingen aan voor het verbeteren van het risicovereveningsmodel



## Machine Learning



Het risicovereveningsmodel verbeteren door toepassing van Machine Learning brengt nieuwe oplossingsrichtingen boven tafel die de huidige problematiek mogelijk in z'n geheel aanpakt. De kracht van Machine Learning is onder andere het beter voorspellen van de staart van de kostenverdeling (en dus de extreme ondercompensaties). Machine Learning-modellen zijn namelijk flexibeler en beter in staat om complexe patronen en niet-lineaire relaties in de gegevens te modelleren. Dat biedt mogelijkheden om de hoge ondercompensaties voor individuen met zeer hoge kosten te verminderen. Daarmee kan Machine Learning de noodzaak voor ex post vereveningen en andere aanpassingen om (nieuwe) problemen te verhelpen, (gedeeltelijk) wegnemen. Machine Learning verlaagt daarmee tevens de complexiteit van het huidige risicovereveningssysteem, omdat er geen aanvullende ex post verevening noodzakelijk is.

Binnen de huidige WOR-onderzoeken is er veel aandacht voor aanvullende of vervangende vereveningskenmerken en vereenvoudiging van de bestaande risicovereveningsmodellen, zoals vereveningskenmerken gebaseerd op (chronische) ziekten, splitsingen naar geslacht en het samennemen van vereveningskenmerken. Onderzoeken naar innovatievere oplossingsrichtingen mag in het WOR-programma meer aandacht krijgen, bijvoorbeeld een model dat gebruik maakt van een combinatie van technieken: Ordinary Least Squares en Machine Learning. Een voorbeeld van een onderzoeksrichting is een ondergecompenseerde subgroep te identificeren met Machine Learning en deze subgroepen als vereveningskenmerk toe te voegen aan het risicovereveningsmodel, gebaseerd op Ordinary Least Squares. Deze vernieuwde aanpak kan mogelijk voorkomen dat verbeteringen worden toegevoegd aan het bestaande risicovereveningsmodel waarmee de complexiteit onbeheersbaar wordt en tot intransparantie leidt.

Machine Learning wordt op dit moment niet als voorspelmethode gezien omdat de uitkomsten een 'black box' zouden zijn; ze zijn niet goed uitlegbaar. Wij verwachten dat een combinatie van Machine Learning en een goed uitlegbaar model wel een krachtige oplossing is<sup>8</sup>. Soortgelijke methodes heeft Prof. Dr. Antonio gepresenteerd<sup>9</sup> tijdens het AG Jaarcongres 2023, maar dan toegepast op schadeverzekeringen. Zij publiceerde meerdere artikelen over hoe Machine Learning van toegevoegde waarde is voor bijvoorbeeld de tariefstelling van verzekeringen, onder andere door de neveneffecten zo nauwkeurig mogelijk te mitigeren. Deze neveneffecten, de benodigde transparantie en uitlegbaarheid, het risico op discriminerende aannames en beperkte kwaliteit van de beschikbare data, zijn ook de belemmerende factoren voor het gebruiken van Machine Learning<sup>10</sup> in de zorgsector.

## Homogene groepen



# Wij dragen twee oplossingsrichtingen aan voor het verbeteren van het risicovereveningsmodel



## Machine Learning



Een andere innovatieve ontwikkeling kan zijn een risicovereveningsmodel gebaseerd op homogene groepen. Dit biedt kansen om vereveningskenmerken te creëren op basis van datasets met verzekerdenkenmerken en zo groepen te genereren op basis van ziektebeelden in plaats van zorggebruik.

De meest laagdrempelige vorm zou zijn om de homogene groepen te creëren op basis van de data die nu ook gebruikt wordt om de vereveningskenmerken op basis van risicoklasse te genereren. Een lijst van chronische aandoeningen, zoals ook door ZIN is opgesteld, kan hierin dienen als leidraad voor te identificeren subgroepen. Een onderzoek moet uitwijzen of het meenemen van chronische ziektes als homogene subgroepen in het risicovereveningsmodel leidt tot een adequatere schatting. De basis van het risicovereveningsmodel blijft in dat geval een Ordinary Least Squares (met evt. restricties Constrained Regression).

Een innovatievere methode voor het identificeren van homogene groepen is een vorm van Machine Learning toe te passen zodat andere databronnen dan nu worden gebruikt voor de vereveningskenmerken. Voorbeelden van andere databronnen zijn data van het NIVEL en de declaratie data onderliggend aan de huidige vereveningskenmerken. Het gebruiken van extra databronnen heeft de vanzelfsprekende vervolgstap geen Ordinary Least Squares te blijven gebruiken, maar Machine Learning hierop toe te passen. De huidige dataset met binominale vereveningskenmerken is volledig toegeschreven naar Ordinary Least Squares. Ordinary Least Squares is vervolgens in staat alleen lineaire verbanden te leggen. Zoals eerder in deze paper benoemd, biedt Machine Learning meer vrijheid in de te gebruiken datasets en in de interpretatie van de dataset. Machine Learning heeft de mogelijkheid complexe patronen en niet-lineaire relaties in de gegevens te modelleren. Het gebruiken van Machine Learning en daardoor de mogelijkheid om extra databronnen te includeren zal bijdragen aan het beter kunnen samenstellen en identificeren van homogene groepen.

## Homogene groepen





# Wij dragen twee oplossingsrichtingen aan voor het verbeteren van het risicovereveningsmodel

## Machine Learning



Clustering is een specifieke toepassing van Machine Learning en kan worden gebruikt voor het identificeren van homogene groepen en daarmee het ontwerpen van de vereveningskenmerken o.b.v. ziektebeelden<sup>11</sup>. Een voorbeeld is het identificeren ('markeren') van een (type) chronische aandoening door Machine Learning en/of Artificial Intelligence en deze 'markers' als vereveningskenmerk toe te voegen aan het huidige risicovereveningsmodel. Deze markers limiteren zich niet tot specifiek gebruik van zorg (DBC's), maar omvatten een breder scala aan vereveningskenmerken; meerjarige zorggebruikspatronen, ontwikkelingen in AVI/SES, externe informatie of andere verzekerdkenmerken naast declaratiedata, zoals bijvoorbeeld polisinformatie. Meerjarige en multidisciplinaire informatie gebruiken voor vereveningskenmerken maakt het risicovereveningssysteem daarnaast minder declaratie afhankelijk. De combinatie van Machine Learning en de mogelijkheid om verzekerdkenmerken te includeren zal bijdragen aan de focus op ziektebeelden (i.p.v. zorggebruik) en daarmee passende zorg initiatieven stimuleren.

Wij adviseren vervolgonderzoek naar vereveningskenmerken gebaseerd op homogene groepen en de mate waarin deze (met en zonder Machine Learning) leiden tot adequatere geschatte kosten dan de huidige vereveningskenmerkenstructuur.

In het kader van Constrained Regression, is het mogelijk een restrictie toe te passen op bepaalde of alle chronische aandoeningen waardoor de ondercompensaties van deze subgroepen zijn voorkomen. Dit wordt in het WOR-onderzoeksprogramma bestudeert.

## Homogene groepen



# Onze visie voor het risicovereveningsmodel is Machine Learning als aanvulling gebruiken en focus op ziektebeelden in de vereveningskenmerken



## Conclusie



Machine Learning is een krachtige techniek. Een risicovereveningssysteem gebaseerd op Machine Learning en het gebruik van de huidige (binominale) data heeft de bekende beperkingen, zoals het gebrek aan transparantie en het werken vanuit bepaalde (discriminerende) aannames (bias). De combinatie van Constrained Regression en Machine Learning kan een krachtige manier zijn om de voordelen van beide methoden te benutten.

De complexiteit van het huidige risicovereveningssysteem belemmert doelmatigheid en de implementatie van passende zorg initiatieven. Wij adviseren het gebruik van Machine Learning als aanvulling op het huidige risicovereveningsmodel te onderzoeken. Deze combinatie biedt kansen om het model beter te laten functioneren en tegelijkertijd de juiste prikkels te behouden.



# Contact



Verder praten? Neem gerust contact op met de schrijvers van deze paper.



**drs. Jan-Huug Lobregt AAG**

Partner

jan-huug.lobregt@pwc.com

+316 20 24 72 50



**drs. Rick Heemskerk AAG**

Senior Manager

rick.heemskerk@pwc.com

+316 18 90 99 06



**drs. Maartje Groeliker**

Senior Associate

maartje.groeliker@pwc.com

+316 43 19 84 50



**drs. Reyn Wagenaar**

Senior Associate

reyn.wagenaar@pwc.com

+316 39 27 76 82

# Thank you

[pwc.com](https://www.pwc.com)

© 2023 PwC.

