

Benchmarking framework voor farmacie



Ammar Khawaja



Stageverslag

Benchmarking framework voor farmacie

Ammar Khawaja

Stageverslag

Begeleiders:

dr. W.J. Kowalczyk (Vrije Universiteit Amsterdam)

G.A. Hamstra (Achmea Zorg)

Vrije Universiteit

Faculteit der Exacte Wetenschappen

Studierichting Bedrijfswiskunde & Informatica

De Boelelaan 1081a

1081 HV Amsterdam

Achmea Zorg

Finance & Control

Business Intelligence Competence Center

Burgemeester Roelenweg 13

8021 EV Zwolle

November 2008

Voorwoord

Het lopen van een stage is een belangrijk onderdeel en tevens de afsluiting van de studie Bedrijfskunde & Informatica (BWI). Het doel van de stage is het onderzoeken van een bedrijfsprobleem en dit op een deskundige manier te analyseren en beschrijven. De stage moet zowel een wiskundig aspect als een informatica aspect bevatten.

In de afgelopen 6 maanden heb ik stage gelopen bij het verzekeringsbedrijf Achmea Zorg. Op de afdeling Business Intelligence Competence Center heb ik een opdracht gedaan in datamining. Deze opdracht hield in het maken van een benchmarking framework van een specifiek zorgsegment, namelijk farmacie. Dit is gerealiseerd door het gebruik van clustering en bestaande benchmarking technieken.

Ten eerste wil ik mijn begeleider Wojtek Kowalczyk bedanken voor het begeleiden, sturen en het geven van belangrijke en nuttige feedback in deze tumultueuze stage. Verder wil ik mijn dank uiten aan Bert Kersten voor het zijn van de tweede lezer en het geven van tips voor de presentatie, Gerrit Hamstra en Wim Niesing voor de begeleiding vanuit Achmea Zorg, Matthijs Hagens voor zijn belangrijke input in allerlei farmacie gerelateerde zaken, Victor Pierau voor het kennismakingsgesprek aan het begin van de stage en alle collega's van de afdeling BICC in Zwolle en het actuarieel in Amsterdam voor een prettige tijd tijdens de stage. Tot slot bedank ik de personen die tijd hebben vrijgemaakt om de presentatie bij te wonen. Ik wens de lezer heel veel leesplezier.

Ammar Khawaja
November 2008

Samenvatting

Vertrouwelijk

Executive Summary

Confidential

Inhoudsopgave

Voorwoord.....	ii
Samenvatting.....	iii
Executive Summary.....	iv
1. Inleiding.....	1
1.1 Achtergrond.....	1
1.2 Probleemstelling.....	2
1.3 Verslagindeling.....	3
2. Achmea Zorg.....	4
2.1 BICC.....	4
2.2 Business Intelligence.....	5
3. Farmacie.....	6
3.1 Schadeproces.....	6
3.2 Zorgverleners.....	10
3.3 FTO.....	11
4. Benchmarking.....	12
4.1 Overzicht.....	12
4.2 Methodiek.....	15
4.3 Benchmarking modellen van Achmea.....	19
4.4 Data Envelopment Analysis.....	20
5. Wiskundige en datamining technieken.....	24
5.1 k-means clustering.....	24
5.2 Multinomiale mixture modellen.....	25
5.3 Principal component analysis.....	26
5.4 Simplex-methode.....	28
6. Onderzoek.....	30
6.1 Inleiding.....	30
6.2 Analyse.....	31
6.3 Resultaten.....	32
7. Data.....	33
7.1 Dataset.....	33
7.2 Beschrijving dataset.....	34
7.3 Weergave dataset.....	35
8. Model.....	36
8.1 Model in SAS.....	36
8.2 Toepassing.....	38
9. Conclusie.....	41
9.1 Conclusie.....	41
9.2 Discussie.....	43
9.3 Aanbeveling.....	44
Literatuurlijst.....	45
Bijlage I Data.....	48
Bijlage II MIAZ.....	49

1. Inleiding

1.1 Achtergrond

Het Business Intelligence Competence Center (BICC) is verantwoordelijk voor het functioneel beheer van het datawarehouse en de standaardrapportage van Achmea Zorg. Dit functioneel beheer wordt door vier personen uitgevoerd. Daarnaast worden er op ad hoc-basis vraagstukken beantwoord door de kwantitatief analisten. Deze analisten hebben naast de ad hoc-opdrachten de ruimte om in projectvorm of zelfstandig analyses uit te voeren op de aanwezige informatie. Deze analyses moeten leiden tot een beter inzicht in en begrip van met name het schadeproces. Als specialisatie richten de analisten zich op afwijkende patronen in het declaratiegedrag. De bevindingen worden overgedragen aan de controleteams en speciale zaken voor vervolgonderzoek.

Om instellingen of zorgaanbieders onderling met elkaar te vergelijken, wordt gebruik gemaakt van spiegelinformatie. Deze bevat samenvattingen van bepaalde processen of gegevens van alle instellingen of zorgaanbieders die onderling vergeleken worden. Het doel van het spiegelen van informatie is om inzicht te krijgen in specifiek gedrag van instellingen of zorgaanbieders.

Er wordt bij het BICC van Achmea Zorg momenteel gebruik gemaakt van onder andere spiegelinformatie, maar dat beperkt zich tot het subjectief beoordelen van de gemeten grootheden. De analyse van de huidige spiegelinformatie bevat geen statistische benadering.

Deze stage is een nieuwe stap bij het toepassen van datamining voor meerdere analyses (bijvoorbeeld ten behoeve van fraudeanalyse) voor het BICC van Achmea Zorg.

1.2 Probleemstelling

Het BICC is onlangs opgericht en zal zich voornamelijk richten op analyses op de beschikbare data. Een van de doelen van deze afdeling is om inzicht te krijgen in de data. Een (belangrijk) middel hiervoor is spiegelinformatie. Een applicatie die dit soort informatie verstrekt, is wenselijk voor de afdeling. Echter moet deze applicatie voldoen aan een aantal voorwaarden. De belangrijkste zijn het gebruik van wiskundige (statistische) technieken bij het analyseren van de data en de vrije toepasbaarheid van de applicatie door de afdeling.

Het BICC van Achmea Zorg beschikt over declaratiegegevens van verzekerden. Deze gegevens zijn opgedeeld in een aantal zorgsegmenten. Hiervan zijn de zorgsegmenten huisartsen, farmacie, medische specialistische zorg en tandheelkunde de grootste qua omzet.

Eén van de taken van het BICC is het analyseren van de data die zij ter beschikking heeft. Er bestaan verschillende methoden en technieken om data te kunnen analyseren. In het geval van bijvoorbeeld fraudeanalyse kan het interessant zijn om complexe wiskundige of datamining technieken toe te passen. Echter is hier specifieke kennis voor vereist.

De stageopdracht is als volgt geformuleerd:

Het creëren van een benchmarking framework voor het zorgsegment farmacie.

Het doel is om met behulp van het model apotheken en/of huisartsen onderling te vergelijken. Bijvoorbeeld door het gedrag van huisartsen of apotheken bij het voorschrijven van bepaalde medicijnen te vergelijken en te bepalen of deze eventuele verschillen significant zijn en ook hoe groot deze verschillen zijn.

Het zorgsegment farmacie is gekozen omdat de data het meest geschikt is bevonden voor het creëren van een benchmarking framework. Hierbij is gekeken naar de periode dat een schadeclaim wordt behandeld en de omvang van de data zelf. Bovendien is de kwaliteit van de data erg hoog en zoals eerder vermeld is de financiële relevantie ook groot.

Hoewel er verschillende methoden bestaan om benchmarking frameworks te creëren, worden bij deze methoden geen datamining technieken toegepast. Het gebruik van datamining technieken is zeer wenselijk bij het ontdekken van bepaalde patronen in de data. Om de data te analyseren zullen allerlei datamining en statistische technieken/toetsen gebruikt worden, zoals: verschillende clustering methoden, hypothese toetsen, betrouwbaarheidsintervallen, tweestekproeven toetsen, parametrische modellen, multidimensionale data analyse technieken en bestaande benchmarking methoden ontleend aan de praktijk. Uiteindelijk wordt een aantal van deze technieken gekozen voor het modelleren van de framework.

Een dataset met declaraties biedt de mogelijkheid om verschillende aspecten te spiegelen. Het is van belang om te bepalen welke (spiegel)informatie voor de afdeling BICC het meest interessant is. Zij hebben een aantal zaken aangegeven die in het geval van farmacie het meest interessants is:

- Kunnen wij iets zeggen over het voorkeursgedrag van bepaalde zorgaanbieders? Bijvoorbeeld huisartsen met bepaalde voorkeur voor geneesmiddel bij een bepaalde diagnose.
- Doen bepaalde huisartsen-apothekenkoppels het beter dan andere?
- Kunnen wij iets zeggen over het voorschrijf- of aflevergedrag in verschillende perioden?

Kortom, spiegelinformatie van voorschrijf- en aflevergedrag van zorgaanbieders is gewenst. Met behulp van de benchmarking framework moet de gebruiker in staat zijn de bovenstaande vragen te kunnen beantwoorden.

1.3 Verslagindeling

Het verslag is opgedeeld in twee delen: het theoriegedeelte en de analyse van de beschikbare gegevens. In het theoriegedeelte zijn de resultaten van het literatuuronderzoek in benchmarking en farmacie behandeld. Tevens is een beschrijving gegeven van de afdeling (en het bedrijf) waar de stage heeft plaatsgevonden. In het tweede gedeelte worden de data en de (benchmarking) analyse beschreven. Ook wordt een aantal bevindingen gerapporteerd. Ten slotte is de benchmarking framework en het gebruik hiervan uitvoerig gedocumenteerd.

In hoofdstuk 2 is een korte beschrijving gegeven van de afdeling BICC van Achmea Zorg. Hierin worden de functies en haar taken beschreven. De resultaten van de literatuurstudie in farmacie en benchmarking zijn in de hoofdstukken 3 en 4 respectievelijk gerapporteerd. De dataset die gebruikt is in de analyse is in hoofdstuk 7 beschreven. De probleemomschrijving en de aanpak zijn beschreven in hoofdstuk 1 en 6. De documentatie van de benchmarking framework en een gebruiksaanwijzing is in hoofdstuk 8 beschreven. De bevindingen van de benchmarking analyse zijn in hoofdstuk 6 gerapporteerd. Ten slotte zijn de conclusie, discussie en aanbevelingen behandeld in hoofdstuk 9.

Er wordt voor het lezen van de hoofdstukken 1, 2, 3 en 4 geen tot beperkte kennis van wiskundige begrippen verondersteld. In hoofdstuk 5 worden de gebruikte wiskundige en datamining technieken beschreven. De lezer wordt geadviseerd deze te bestuderen om de analyse te kunnen begrijpen. Bij gebrek aan tijd kan de lezer de hoofdstukken 4, 6 en 8 lezen waarin de belangrijkste onderwerpen zijn behandeld: benchmarking, (de bevindingen van) de analyse en de framework.

2. Achmea Zorg

2.1 BICC

Vertrouwelijk

2.2 Business Intelligence

Vertrouwelijk

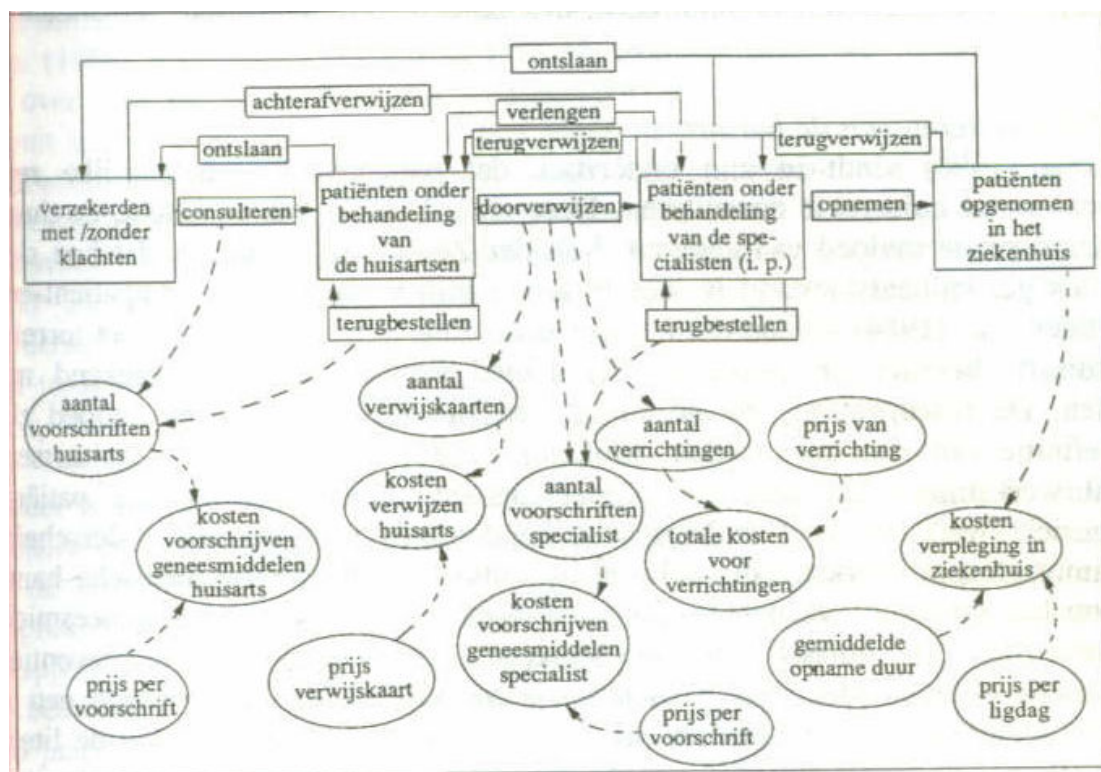
3. Farmacie

3.1 Schadeproces

Een persoon die een genees- of hulpmiddel afhaalt bij de apotheek en bovendien verzekerd is, kan de kosten die hierbij verbonden zijn, declareren bij zijn verzekeringsmaatschappij. Het declareren kan gezien worden als een deel van het schadeproces, specifiek als de afsluiting van het (schade) proces voor de verzekerde en het begin voor de verzekeringsmaatschappij. Dit proces bestaat uit een aantal fasen die in dit hoofdstuk worden beschreven. Wij bekijken onder andere hoe de schadeclaim verwerkt wordt en opgeslagen wordt in het datawarehouse van Achmea Zorg. Uiteindelijk zullen deze declaratiegegevens gebruikt kunnen worden in allerlei analyses van de BICC afdeling van Achmea Zorg.

Patiënteninstroom en kosten

Post en Vennix [4] hebben in het begin van de jaren 90 het zorgsysteem in Nederland geanalyseerd en gemodelleerd. Omdat wij het zorgsegment farmacie in ogenschouw nemen, bespreken wij in het kort de modellen die hier van toepassing zijn. De patiënteninstroom in het algemene geval is weergegeven in de onderstaande figuur 3.1:



Figuur 3.1: De patiënteninstroom van het zorgsysteem [4].

Zoals te zien is op de bovenstaande figuur 3.1 begint het schadeproces bij een patiënt die een klacht heeft. Dit kan leiden tot een eerste consult bij de huisarts, maar in sommige gevallen gebeurt dit niet. Er zijn een aantal zaken die ervoor kunnen zorgen dat een patiënt afziet van een consult bij de huisarts. De belangrijkste hiervan is dat de klacht zodanig vermindert of niet ernstig is dat de patiënt het niet zinvol vindt om een afspraak te maken met zijn huisarts. Een andere maar meer kwalijke reden kan zijn dat de patiënt geen vertrouwen heeft in zijn huisarts. Bergsma [5] zegt dat de drie belangrijkste redenen om wel de huisarts te consulteren, zijn: de ernst van de klacht, de duur van de klacht en de invloed van anderen. Ook kan de huisarts een grote invloed hebben op de patiëntinstroom [4].

De volgende stap in het schadeproces is het eerste consult van de patiënt bij de huisarts. Tijdens het consult beschrijft de patiënt de klacht aan de huisarts. Deze bepaalt vervolgens de oorzaak en aard van de klacht. Het kan ook voorkomen dat dit voor de huisarts tijdens het eerste consult niet duidelijk is. De huisarts kan de patiënt dan ook terugbestellen. Een ander reden voor het terugbestellen kan zijn dat de huisarts verzoekt dat de patiënt een afspraak maakt als de klacht niet over is. De huisarts kan ook bepalen dat een verdere behandeling niet noodzakelijk is. Ten slotte kan de huisarts de patiënt verwijzen naar een specialist of een diagnose vaststellen en de therapie starten. In de meeste gevallen leidt dit tot het voorschrijven van één of meerdere genees- of hulpmiddelen. Er zijn een aantal gevallen die ertoe leiden dat een huisarts een patiënt doorverwijst naar een specialist. Carne [6] spreekt van vier rationele verwijzingen, namelijk: de huisarts kan de diagnose niet vaststellen en heeft deskundige hulp nodig, specialistisch ingrijpen is noodzakelijk, de patiënt of huisarts wil zekerheid en het geval dat neurotische klachten van zeer complexe aard zijn en het raadplegen van de specialist noodzakelijk wordt.

De doorverwijzing van de patiënt is de volgende stap in het schadeproces. Wij merken echter ook op dat deze stap niet altijd voorkomt. Bijvoorbeeld als de huisarts de diagnose en behandeling heeft vastgesteld. De specialist onderzoekt net als de huisarts wat de oorzaak en aard van de klacht is, mits dit niet bekend is. Het kan mogelijk zijn dat er een vervolgspraak of onderzoek noodzakelijk is. De specialist kan de patiënt ook weer terugverwijzen naar de huisarts. Net als de huisarts kan de specialist de behandeling bepalen en genees- of hulpmiddelen voorschrijven.

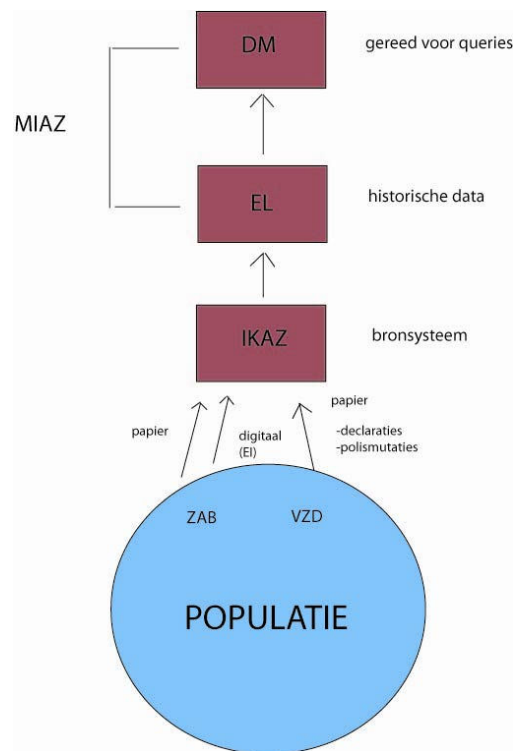
Als de behandeling bekend is, krijgt de patiënt het recept van de huisarts of specialist. Het kan ook voorkomen dat de patiënt opgenomen wordt in het ziekenhuis voor een bepaalde periode. Deze stap laten wij buiten onze beschouwing. Wij gaan er dus van uit dat de behandeling bestaat uit het innemen van geneesmiddelen. De middelen die voorgeschreven zijn, kan de patiënt afhalen bij de apotheker. De huisarts of specialist schrijft in de meeste gevallen de stof voor en de dagelijkse hoeveelheid die de patiënt kan innemen. Kortom het type merk wordt meestal bepaald door de apotheker. De apotheker controleert of de dagelijkse hoeveelheid die de patiënt moet innemen, in orde is. Ook wordt gekeken of het voorgeschreven middel geen problemen oplevert als de patiënt ook andere middelen gebruikt. De apotheker kan in dit soort gevallen contact opnemen met de huisarts of specialist. Ten slotte worden de kosten gedeclareerd door de apotheker, huisarts, specialist of de patiënt. In de onderstaande figuur 3.2 is het schadeproces wat hierboven is besproken, weergegeven:



Figuur 3.2: Het schadeproces: van klacht bij de patiënt tot het uitvoeren van de behandeling.

Verwerking van de declaratie

In figuur 3.3 is een schematische afbeelding weergegeven van de datastroom van de schadeclaims. De zorgaanbieder (ZAB) of verzekerde (VZD) kan de kosten van het schadeproces declareren. De instelling die de kosten declareert kan dat op twee manieren doen: digitaal of op papier. Waarbij de digitale manier geprefereerd wordt, omdat de kwaliteit van de declaratie tot een zekere mate gehandhaafd wordt. De verzekerde kan de declaratie alleen op papier opsturen. Dit betekent dat de kwaliteit van de schadeclaims sterk afhankelijk is van de declarant. Deze declaraties worden samen met de polismutaties opgeslagen in het bronsysteem van Achmea Zorg: IKAZ. Elke nacht worden de gegevens verplaatst naar een datawarehouse. Dit wordt de elementaire laag (EL) genoemd. Vervolgens worden alle gegevens zodanig verwerkt zo dat deze klaar zijn voor allerlei queries. De verwerkte gegevens worden gekopieerd naar de datamart (DM) MIAZ. In bijlage II is het entiteit-relatiediagram weergegeven van de datamart MIAZ. Dit diagram geeft de relaties weer van de entiteiten van de datamart. MIAZ is toegankelijk voor verschillende afdelingen van Achmea Zorg.

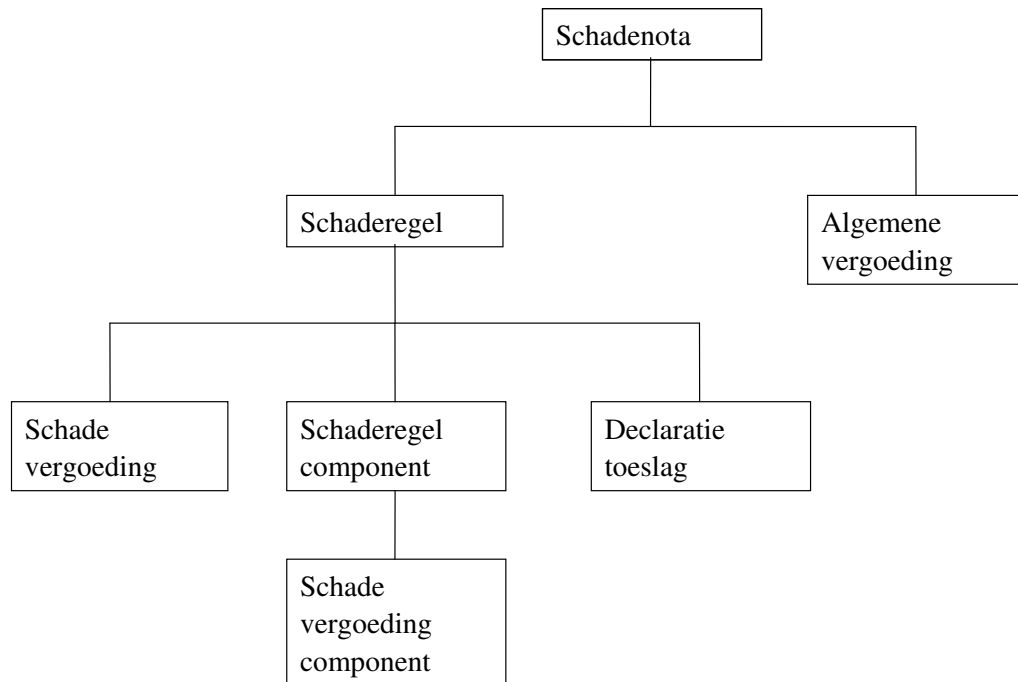


Figuur 3.3: Overzicht datawarehouse Achmea Zorg.

De declaraties die zorgverleners (bijvoorbeeld apothekers) indienen, worden verwerkt door het zogeheten clearinghouse zorg groep [7]. In het geval van declaratie in farmacie wordt dit gedaan door het clearinghouse apothekers (CHA). Deze verwerkte gegevens worden vervolgens verstuurd naar de zorgverzekeraar, in dit geval Achmea Zorg. Doordat de verwerking (dus ook controle) van de declaratie plaatsvindt bij het clearinghouse worden deze zonder controle geaccepteerd door Achmea Zorg. Het clearinghouse biedt een aantal diensten aan zorgverzekeraars: de verzekeraar heeft 24 uur per dag inzicht in het verwerkingsproces, de goedgekeurde regels en de afgekeurde regels en ook de reden voor de afkeuring. Ook filtert het CHA de inkomende gegevens zodanig dat deze bruikbaar zijn voor de zorgverzekeraar. Bovendien biedt het clearinghouse ook extra ondersteuning en service in het verwerken en afhandelen van declaraties en het opvangen en oplossen van problemen.

Declaraties die gemaakt zijn door verzekerden, worden wel verwerkt binnen Achmea Zorg. Het invoeren van de declaratie wordt gedaan door de afdeling Operations Input & Output. De declaratiegegevens worden vervolgens bewaard in het bronsysteem.

De datamart MIAZ-schade bestaat uit feiten en dimensies. De feitentabel bestaat uit een aantal tabellen, namelijk: schadenota, schaderegel, schadevergoeding, declaratietoeslag, schaderegel component en schadevergoeding component. Deze hebben de volgende relaties:



Figuur 3.4: Relaties van de schade feiten in MIAZ.

Een schaderegel heeft altijd 1 of meerdere schadevergoedingen. Dit geldt niet voor de overige relaties.

3.2 Zorgverleners

Verwijzer

In het zorgsegment farmacie zijn de verwijzers die het genees- of hulpmiddel voorschrijven. In de meeste gevallen is dit de huisarts die een middel voorschrijft, maar de voorschrijver (dus verwijzer) kan ook een specialist zijn. Een specialist is een arts die gespecialiseerd is in een bepaald (deel van het) orgaan van het menselijke lichaam. Bijvoorbeeld de cardioloog, die gespecialiseerd is in het hart van een mens. Een huisarts is in feite ook een medische specialist maar dan met het vak generalisme. Een huisarts of specialist heeft de 6 jarig universitaire opleiding geneeskunde genoten. Na het examen is de arts een basisarts. Vervolgens kan de arts zich specialiseren in een huisarts of specialist. Deze opleiding duurt 3 jaar. De taken van de huisarts zijn breder dan die van de specialist. Voor de meeste patiënten is de huisarts de eerste contactpersoon. Ook wordt de huisarts meestal door de patiënten gezien als een vertrouwenspersoon. Tot slot is er een onderscheid tussen apotheekhoudende huisartsen en niet-apotheekhoudende huisartsen. Waarbij apotheekhoudende huisartsen niet alleen een middel kunnen voorschrijven, maar ook het middel kunnen afleveren aan de patiënt.

Uitvoerder

In het zorgsegment farmacie zijn de uitvoerders die het genees- of hulpmiddel afleveren. Dit zijn de apotheken of apotheekhoudende huisartsen. Een apotheker heeft ook een 6 jarig universitaire opleiding farmacie gevolgd. In een apotheek werken ook apothekersassistenten. De apotheker heeft een aantal taken [8]. De apotheker kan de middelen zelf bereiden. Bovendien verstrekt de apotheker of de apothekersassistent informatie over het middel als dit gevraagd wordt of als dit noodzakelijk is. Elk voorschrift wordt gecontroleerd op de juistheid van de gegevens. Tevens wordt gekeken of er geen sprake is van een conflict bij het innemen van de het middel. Bijvoorbeeld door het gebruik van andere medicijnen van de patiënt.

Middel

Omdat de huisarts meestal alleen de stof voorschrijft, bepaalt de apotheker welk merk afgeleverd wordt. Echter gaat dit niet ten koste van de kwaliteit, ook al is de prijs per middel soms verschillend. Het ontwikkelen van een middel gaat gepaard met uitgebreide onderzoeken en testfase. Als het middel goedgekeurd is door de College ter Beoordeling van Geneesmiddelen, dan brengt de fabrikant het middel uit onder een bepaalde merknaam. Bovendien krijgt de fabrikant een patent dat 15 jaar duurt. In deze periode mag alleen de fabrikant met het patent het middel produceren. Om de kosten van het ontwikkelen terug te verdienen, is de prijs meestal hoog. Zodra het patent verlopen is, kunnen andere fabrikanten het middel produceren. Omdat deze fabrikanten geen ontwikkelingskosten hebben, is de prijs meestal laag. Een middel dat een patent heeft wordt een *spécialité* genoemd, en een middel zonder een patent een generiek middel.

3.3 FTO

Farmacotherapeutisch overleg (FTO) is een overleg dat regelmatig plaatsvindt tussen apothekers en huisartsen. Er zijn een aantal redenen waarom dit gebeurt. Een huisarts die besluit om een patiënt te laten behandelen, moet vervolgens beslissen welk geneesmiddel het beste is. Dit besluit vereist kennis over de beschikbare geneesmiddelen. De apotheker die gespecialiseerd is in geneesmiddelen bezit deze kennis. Bovendien kent de apotheker de verschillen tussen de werking van geneesmiddelen bij een dezelfde aandoening. Een overleg tussen de apotheker en huisarts biedt dus de mogelijkheid om kennis te wisselen en van elkaars expertise te leren. Immers heeft alleen de huisarts contact met de patiënt, zodat de apotheker niet de volledige details heeft van de situatie.

Een ander voordeel dat hier bij komt kijken, is dat de wachttijd vermindert bij het afhalen van het middel, omdat er meestal geen additionele overleg tussen huisarts en apotheker nodig is bij het afhalen van het middel. Door middel van een FTO liggen de huisarts en apotheker op 1 lijn.

In een FTO worden een aantal afspraken gemaakt tussen de apotheker en de huisarts. Er wordt afgesproken welk middel de huisarts de voorkeur geeft bij een aandoening. Bovendien wordt er meestal ook bepaald wat de voorgeschreven dosering zal zijn. Dit betekent ook dat de apotheker hier rekening mee kan houden in zijn voorraad. Dit vermindert ook de wachttijd bij het afhalen van het middel. De afspraken die gemaakt zijn in het FTO worden ook gecontroleerd. Als er sprake is van een voorschrijfgedrag dat niet afgesproken is, dan wordt dit ook besproken. Tot slot geeft de apotheker in het FTO ook nascholing over geneesmiddelen aan de huisarts.

Gezien de bovenstaande redenen resulteert een FTO in een betere verstandhouding tussen de apotheker en de huisarts [8].

4. Benchmarking

4.1 Overzicht

Geschiedenis en ontwikkeling van benchmarking

Benchmarking wordt tegenwoordig veel gebruikt in het bepalen van de kwaliteit van een organisatie of een specifiek product of proces van een bedrijf. De kwaliteit wordt bepaald door een vergelijking te maken met andere organisaties in dezelfde maar soms ook in andere sectoren [9]. Bovendien kan er ook vergeleken worden met de organisatie zelf. Bijvoorbeeld door naar gegevens te bekijken van verschillende perioden [10].

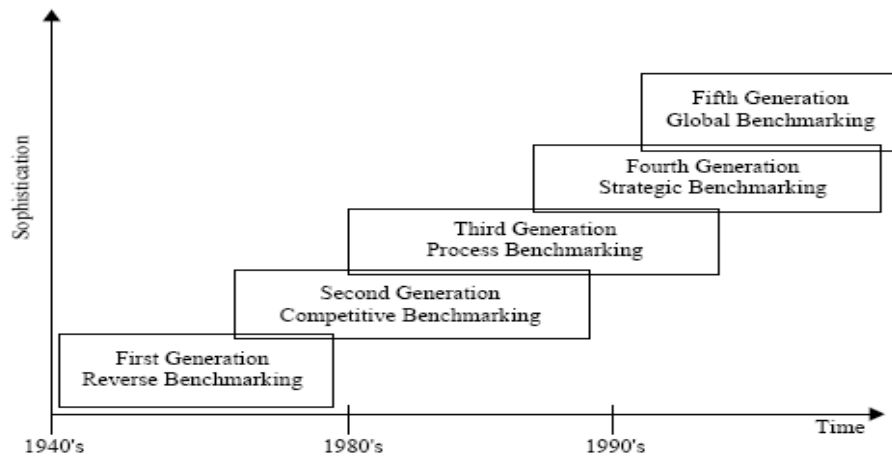
Benchmarking is ontstaan in de jaren vijftig van de vorige eeuw en heeft in de afgelopen decennia een sterke ontwikkeling meegemaakt. Echter zijn de eerste vormen van benchmarking al in de 19^{de} eeuw geïdentificeerd. In ongeveer 1800 bestudeerde Francis Lowell productie technieken en industrieel ontwerpen van de beste Britse fabrieken. Dit deed hij om de Amerikaanse textiel fabrieken te verbeteren [11]. Een ander voorbeeld is de introductie van de lopende band bij het autobedrijf Ford in 1913. De lopende band is geïnspireerd door slachterijen die Henry Ford vijf jaar terug zag in Chicago. Daar werden stukken vlees vervoerd op een automatische band [12]. De eerste professionalisering van benchmarking dateert uit 1979 [9, 13]. Het Amerikaanse bedrijf Xerox wilde onderzoeken waarom de prestaties van de organisatie achterlag dan die van haar concurrenten. Door middel van een benchmarking stappenplan¹, ontwikkeld door R. Camp [14], heeft dit geleid tot grote verbetering in de prestaties van het bedrijf. Deze aanpak is vervolgens door vele bedrijven overgenomen om zo de kwaliteit van de prestaties te verbeteren. Het belang van verbeteringen van efficiëntie en kwaliteit is voor veel organisaties groot. Uit een onderzoek is gebleken dat 65% van de Fortune 1000² benchmarking ziet als een belangrijke tool om zich te verbeteren ten opzichte van hun concurrenten [15].

De ontwikkeling van benchmarking is volgens Watson [16] ondergaan in de volgende vijf fasen: reverse engineering, competitieve benchmarking, procesbenchmarking, strategische benchmarking en mondiale benchmarking. Ahmed en Rafiq [17] hebben deze uitgebreid naar zeven fasen, namelijk door de volgende twee fasen toe te voegen: competentie benchmarking en netwerk benchmarking. Hoewel een aantal van deze fasen elkaar overlappen, zijn ze qua doelen verschillend. De ontwikkeling van benchmarking heeft ervoor gezorgd dat benchmarking in de afgelopen jaren ook gebruikt wordt in de non-profit sector. Omdat organisaties in deze sector niet concurreren met elkaar, wordt een ander doel in ogenschouw genomen. Namelijk, het ervoor zorgen van de beste producten en diensten zo effectief en efficiënt mogelijk [18]. Er zijn dus verschillende typen benchmark modellen voor verschillende typen organisaties en doeleinden[15].

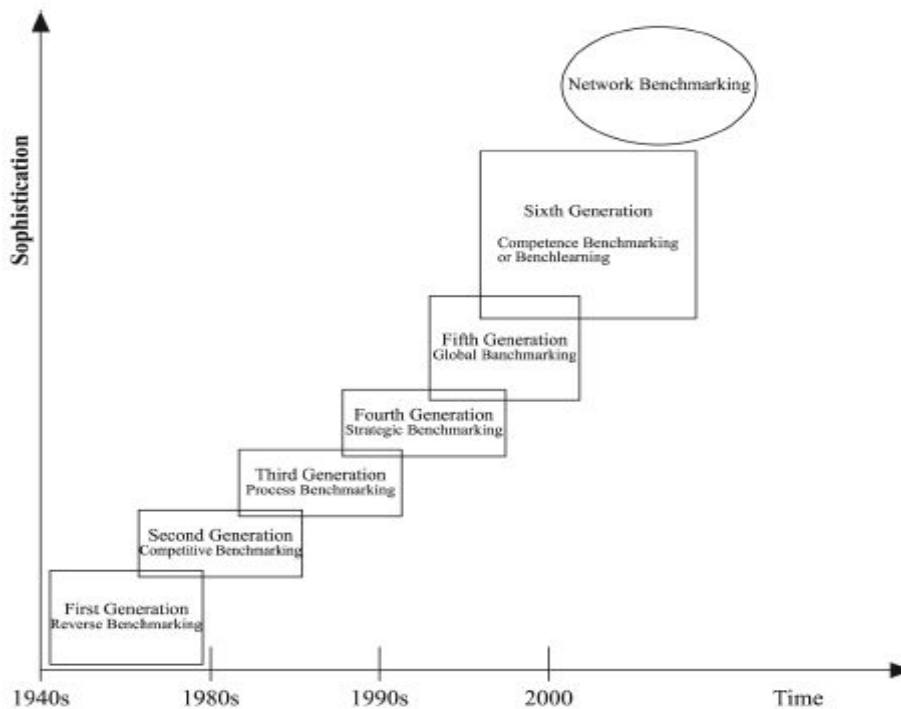
¹ Dit tien stappenplan van Xerox wordt verder in het hoofdstuk uitgebreid besproken.

² Dit zijn de duizend grootste bedrijven in de Verenigde Staten qua omzet.

In figuur 4.1 zijn deze fasen tegen de tijd uitgezet en afgebeeld:



Figuur 4.1a: De vijf fasen van ontwikkeling van benchmarking door Watson [16].



Figuur 4.1b: De zeven fasen van ontwikkeling van benchmarking door Ahmed en Rafiq [17].

Wij geven een korte beschrijving van elk van deze fasen [18, 19]:

- Reverse Engineering (1950-1975): de producten van concurrenten ontleden om zo de technische aspecten te vinden en deze te kopiëren.
- Competitieve benchmarking (1976-1986): het leren van processen en producten van concurrenten.
- Proces benchmarking (1982-1988): dit is in feite hetzelfde als de voorgaande fase met het enig verschil dat men wil leren van de “best-in-class” van een bepaald proces. Dit hoeft dus niet een concurrent te zijn.
- Strategische benchmarking (1988-heden): men wil in deze fase geen kleine veranderingen aanbrengen aan processen, maar fundamentele verandering van de prestaties, waarbij een benchmark-partner fungeert als toetsingmaatstaf.
- Mondiale benchmarking (1993-heden): dit is in feite hetzelfde als de voorgaande fase met het verschil dat men zich mondiaal oriënteert. Het leren van organisaties in andere werelddelen of culturen.
- Competentie benchmarking (1995-heden): in deze fase wil men leren van processen door de acties en houding van individuen of teams te veranderen. Door deze te verbeteren, optimaliseert de organisatie haar efficiëntie.
- Netwerk benchmarking (2000-heden): het leren van de ervaringen van andere bedrijven of organisaties met hetzelfde probleem.

4.2 Methodiek

Definitie

In de literatuur zijn er veel verschillende definities van benchmarking gegeven. Volgens Nandi en Banwet [20] zijn er ongeveer 49 verschillende definities. Een verklaring hiervoor wordt gegeven door Maine et. al. [21]: elke definitie beschrijft de ontwikkeling van benchmarking op dat moment [15]. Hier volgen een aantal van deze definities die benchmarking het beste beschrijven:

Poerstamper et. al. [19]:

“Benchmarking is het systematisch vergelijken van prestaties met het doel aanknopingspunten voor verbetering te bieden.”

Camp [22]:

“Benchmarking is the search for industry best practices that lead to superior performances.”

Met andere woorden, benchmarking is een zoektocht waarin organisaties geïdentificeerd moeten worden die het beste presteren in een specifieke sector. Met als doel de eigen prestaties te verbeteren.

Een uitgebreidere definitie wordt gegeven door Kumar et. al. [23] en Anand et. al. [15]:

“It is the process of identifying, understanding, and adapting outstanding practices from organizations anywhere in the world to help an organization improve its performance. It is an activity that looks outward to find best practice and high performance and then measures actual business operations against those goals.”

“A continuous analysis of strategies, functions, processes, products or services, performances, etc. compared within or between best-in-class organisations by obtaining information through appropriate data collection method, with the intention of assessing an organisation’s current standards and thereby carry out self-improvement by implementing changes to scale or exceed those standards.”

De bovengenoemde citaten bevatten de kernbegrippen van benchmarking. Onze eigen definitie is dan ook een samenvatting van deze citaten, namelijk: het continue proces van systematisch vergelijken en het creëren van spiegelinformatie met als doel om aanknopingspunten te genereren dat leidt tot verbetering van bepaalde processen, producten of prestaties van organisaties.

Doel

In de hedendaagse zakelijke wereld is het voor organisaties belangrijk om te weten hoe hun producten, diensten of processen presteren in vergelijking tot anderen. Om te kunnen concurreren, moet er tevens een drang zijn voor verbetering van processen, producten of diensten. Om dit doel van verbetering en innovatie te bereiken, is benchmarking een belangrijk en potentieel succesvol middel [9].

In de publieke sector wordt de meestal de doeltreffendheid en de doelmatigheid van instellingen beoordeeld. Dit doelmatigheidsonderzoek is vrij lastig, omdat de diensverlening van instellingen moeilijk te kwantificeren is. Verder is er ook geen sprake van concurrentie als in de marktsector. Er ontstaat hier de behoefte om instellingen in de publieke en semi-publieke sector met elkaar te vergelijken. Een techniek om dit te doen is door middel van benchmarking [10].

Volgens Poerstamper et. al. [19] is benchmarking niet alleen een manier om verbeteringen te bereiken, maar ook een manier om te tonen dat de organisatie streeft naar verbeteringen. Dit is noodzakelijk omdat verbeteringen van instellingen in de publieke en private sector worden verwacht door burgers.

Typen benchmarks

Er bestaan verschillende typen benchmarkonderzoeken. De keuze van een type benchmark hangt af van een aantal aspecten. Poerstamper et. al. [19] zegt dat de volgende criteria meestal gebruikt wordt voor de indeling van benchmarkonderzoeken:

- *Het doel*

Volgens de Vries en van der Togt [24] heeft benchmarking een tweeledig doel: interne efficiency of externe effectiviteit. Poerstamper et. al. [19] voegt hier positiebepaling en verbeteren van de bedrijfsvoering toe.

- *Het onderwerp*

Er zijn veel onderwerpen voor het benchmarkonderzoek mogelijk. Dit kan variëren van eenvoudige tot gecompliceerde onderwerpen. Het benchmarkonderzoek kan verricht worden op kwantitatieve of kwalitatieve gegevens. Hoewel er tal van mogelijkheden zijn, is de onderverdeling naar onderwerp in resultaatgeoriënteerde en procesgeoriënteerde benchmarking het belangrijkste. Met resultaatgeoriënteerde benchmarking verstaan wij het vergelijken van prestaties van organisaties die een soortgelijke dienst leveren. Dit in tegenstelling tot procesgeoriënteerde benchmarking waarin het proces van een product of dienst van een aantal organisaties uitvoerig wordt bestudeerd om zo het verschil te begrijpen in prestaties waardoor men verbeteringen kan uitvoeren.

- *Interne of externe benchmarking*

In het geval van interne of externe benchmarking zijn er vijf mogelijke soorten te onderscheiden: interne benchmarking, externe competitieve benchmarking, externe bedrijfstakbenchmarking, externe generieke benchmarking en gecombineerde interne en externe benchmarking.

- *Organisatieniveau*

Het niveau van de organisatie waar de benchmarking op betrekking heeft. De verzameling en analyse van gegevens kan van een afdeling, divisie of de gehele organisatie zijn.

- *Normen en standaarden*

Volgens Klages [25] kan er in benchmarking gebruikt gemaakt worden van vooraf geformuleerde normatieve standaarden en niet-normatieve empirische data. Dit onderscheid is volgens Poerstamper et. al. [19] in de zorgbenchmarks van essentieel belang. Omdat normatieve standaarden niet bruikbaar bleken te zijn in de praktijk, is gekozen voor niet-normatieve empirische data. Dit betekent dat er organisaties, die deelnamen in de benchmarks, vergeleken werden met elkaar.

Volgens Poerstamper et. al. [19] is er nog een criterium dat gebruikt wordt:

- *Onderzoeksproces*

In dit geval gaat het om de rol van de deelnemers van de benchmarking. Er zijn twee mogelijkheden: de deelnemers gebruiken het benchmarkingmodel maar hebben weinig contact met de ontwikkelaars van het model of de deelnemers ontwikkelen hun eigen benchmarks telkens opnieuw en werken intensief samen met een externe deskundige.

Stappenplan

Een benchmarkonderzoek is een onderzoek waarin men specifieke aspecten van organisaties analyseert door middel van benchmarking technieken. Dit onderzoek kent typisch een aantal fasen waarin bepaalde stappen gevolgd wordt. Om benchmarking succesvol te gebruiken, is het van belang dat deze stappen gevolgd worden. Er zijn een aantal versies van stappenplannen die gebruikt worden. Eén daarvan is het tien stappenplan ontwikkeld door Xerox in de jaren 80 en 90 van de vorige eeuw. Deze tien stappen zijn onderverdeeld in vier fasen, namelijk [26]: planning, analyse, planconstructie en actie. Hier volgt een beschrijving van de tien stappen onderverdeeld in de vier fasen:

Fase 1: Planning

Stap 1: Bepaal waarop benchmarking moet worden toegepast

In deze stap wordt het onderwerp van de benchmarking bepaald. Het doel en de omvang van het project wordt bepaald. De organisatie geeft aan wat zij wil benchmarken en wat zij ermee wil bereiken.

Stap 2: Identificeer benchmarking-partner

In deze stap worden potentiële partners opgesteld. Dit kunnen bedrijven zijn binnen of buiten de sector waarin de organisatie zich begeeft. De initiële lijst moet op basis van opgestelde selectiecriteria worden verkleind tot een aantal partners.

Stap 3: Bepaal methode voor verzamelen van gegevens en verzamel de gegevens

In deze stap wordt bepaald wat voor benchmarkonderzoek verricht wordt en hoe de data verzameld wordt. Deze gegevens moeten eerst intern verzameld worden en vervolgens wordt de data van de partners verzameld. Ook kan aanvullende informatie gevraagd worden door middel van bijvoorbeeld vragenlijsten.

Fase 2: Analyse

Stap 4: Bepaal de huidige kloof tussen de methoden en de prestatie

Aan de hand van de gegevens van de partners in de benchmark en de eigen gegevens wordt de prestatiekloof bepaald. Verder dient vastgesteld te worden wat de zogeheten best practices zijn.

Stap 5: Bepaal de toekomstige prestatieniveaus

Het is van belang dat de benchmarking continu wordt uitgevoerd, zodat de prestaties van een organisatie voortdurend aangepast kan worden.

Fase 3: Planconstructie

Stap 6: Maak de benchmark-bevindingen bekend en zorg voor acceptatie ervan

In deze stap worden de bevindingen gecommuniceerd zodat er veranderingen doorgevoerd kunnen worden. In veel gevallen vindt er geen implementatie plaats, omdat de bevindingen niet geaccepteerd worden. Het is dus van belang dat deze bevindingen met overtuiging en duidelijk worden gepresenteerd.

Stap 7: Stel functionele doelen op

In de meeste gevallen wordt het benchmarkonderzoek opgenomen in de formele bedrijfsdoelen. Dit garandeert meestal de implementatie van de verbeteringsmogelijkheden.

Fase 4: Actie

Stap 8: Ontwikkel actieplannen

De formele doelen moeten omgezet worden in concrete actieplannen. Hierin moet duidelijk zijn wanneer en wat er gedaan moet worden door wie om verbeteringen te bewerkstelligen.

Stap 9: Implementeer specifieke acties en controleer de voortgang

In deze stap worden maatregelen geïmplementeerd door de organisatie. Het resultaat van elk ingevoerde maatregel wordt zorgvuldig bestudeerd, zodat er nagegaan of het beoogde resultaat in de praktijk wordt behaald.

Stap 10: Toets de benchmarks opnieuw aan verdere ontwikkelingen

Een benchmarkonderzoek is een permanent proces. Zodra er verbeteringen zijn geïmplementeerd, ontstaat er een nieuwe situatie en kan er een mogelijkheid zich voordoen om verdere verbeteringen aan te brengen. Dit betekent dat er opnieuw een benchmarkonderzoek verricht kan worden.

Keehley et. al. [27] heeft een elf stappenplan ontwikkeld, die onderverdeeld kunnen worden in drie fasen. Echter is dit stappenplan vergelijkbaar met het stappenplan van Xerox.

Succesfactoren en valkuilen

De voorbereiding en de uitvoering van de benchmarking kent aantal valkuilen waar organisaties voor moeten oppassen. Barends [9] noemt een aantal van deze op:

- Benchmarking wordt gezien als een eenmalige opdracht.
- Resultaten op korte termijn wordt verwacht.
- Maatregelen voor verbeteringen worden uitgevoerd in een aantal organisatorische segmenten, terwijl dit de hele organisatie betreft.
- Onvoldoende betrokkenheid van het management.
- Onvoldoende data beschikbaar.
- Opstellen van verkeerde benchmark-partners.
- Het trekken van verkeerde conclusie in plaats van het uitvoeren een uitgebreide analyse.

Organisaties worden geadviseerd door het stappenplan goed te volgen om deze valkuilen te vermijden. Ook zijn er een aantal succesfactoren bij benchmarking. Poerstamper et. al. [19] noemt negen factoren die ervoor zorgen dat benchmarking in de gezondheidszorg een bevredigend resultaat oplevert. Deze zijn:

- Optimaliseer het leereffect: het succes van de benchmark hangt af van de mate waarin er daadwerkelijk verbeteringen worden doorgevoerd. Het leereffect blijkt in veel gevallen niet optimaal te zijn. Een oplossing hiervoor is door de benchmarkinzichten te vertalen in concrete acties die worden uitgevoerd.
- Het benchmarkmodel moet breed worden gedragen: het is belangrijk om het benchmarkmodel te ontwikkelen met de brancheorganisatie en dit model goed te communiceren met alle deelnemers.
- Een multidimensionale benadering: onderzoek niet alleen de doelmatigheid, maar ook de kwaliteit. Met andere woorden, een aanpak waarbij financiële en niet-financiële prestatie maatstaven worden vergeleken, is gewenst.
- Hoge kwaliteit van het onderzoeksinstrumentarium: de kwaliteit van het onderzoeksinstrument is van belang voor de bruikbaarheid van de uitkomsten en voor het draagvlak.
- Laat niet alles aan een extern bureau over: de organisatie moet betrokken zijn in de benchmarking zelf en niet alles overlaten aan een extern onderzoeksbureau.
- Afstemming benchmark op reguliere registraties: de belasting van de deelname van de organisatie aan de benchmark hangt af van de gegevens die aangeleverd moet worden. Deze gegevensverzameling moet dus periodiek worden ingevoerd, zodat deze belasting klein is.
- Prudent omgaan met gegevens: instellingen moeten bereid zijn om informatie met elkaar te delen.
- Geen verplichte benchmark: een verplichting bij instellingen om periodiek te benchmarken, kan ervoor zorgen dat er weerstand gewekt wordt en het leereffect verloren gaat. Met andere woorden er moet een interne motivatie zijn om te benchmarken in plaats van een externe verplichting.
- Kracht ligt in de herhaling: benchmarking is geen eenmalig instrument en het herhalen van metingen kan fungeren als stimulans.

4.3 Benchmarking modellen Achmea

Een objectieve methode om inzicht te krijgen op zorgverleners is met behulp van spiegelinformatie. De BICC afdeling gebruikt onder andere spiegelinformatie om themaonderzoeken te doen in huisartsen en apothekers, maar ook in andere zorgsoorten.

Hierbij wordt typisch gekeken naar het voorschrijven van bepaalde middelen in combinatie met andere middelen. Vervolgens worden een aantal apothekers gekozen en een rapportage gemaakt. Dit wordt dan op verschillende niveaus gedaan, zoals regionaal, landelijk, etc. Met de resultaten van dit onderzoek kan bijvoorbeeld inzicht worden verkregen op het voorschrijven en afleveren. Bovendien kan deze informatie naar de desbetreffende zorgverleners worden gestuurd, zodat deze zichzelf kunnen aanpassen in hun voorschrijf of aflevergedrag.

Een gemis van dit soort onderzoeken is het gebruik van complexe wiskundige of datamining technieken. Bovendien worden er geen statistische toetsen uitgevoerd om de verkregen resultaten te valideren. Een mogelijke toepassing van een datamining techniek kan zijn het clusteren van zorgverleners die hetzelfde patroon hebben in het leveren van zorg. Dit kan dan verder onderzocht worden door in te zoomen op die zorgverleners. Ook kan dit vervolgens vertaald worden in een rapport voor de desbetreffende zorgverleners. Het voordeel van een geautomatiseerd onderzoek is dat het toegepast kan worden op meerdere zorgsegmenten.

4.4 Data Envelopment Analysis

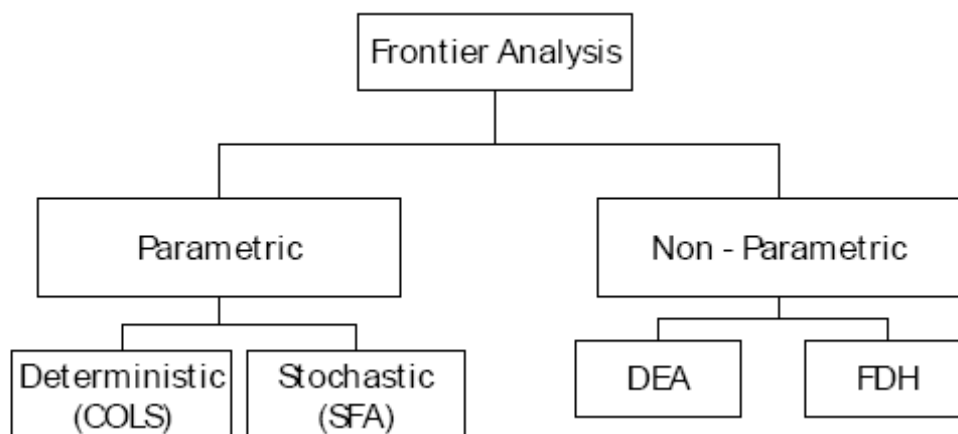
Benchmarking technieken

In benchmarking wordt meestal de zogeheten “best practice” geïdentificeerd. Dit is de organisatie die de beste prestatie levert wat betreft producten of diensten. Om deze organisatie te identificeren, wordt meestal de doelmatigheid van organisaties gemeten en vergeleken. Dit kan gedaan worden door verschillende benchmarking technieken. Enkele voorbeelden van deze technieken zijn: Data Envelopment Analysis (DEA) [28], Stochastic Frontier Analysis (SFA) [29], Free Disposable Hull (FDH) [30] en Corrected Ordinary Least Squares (COLS) [31]. Omdat elke van deze technieken zijn voor- en nadelen en aannames heeft, is de keuze voor een specifieke techniek afhankelijk van de voorkeur van de uiteindelijke gebruiker.

Doelmatigheid en DEA

Het bepalen van de doelmatigheid (of efficiëntie) van een organisatie is een belangrijk aspect bij het verbeteren van de kwaliteit van producten en/of diensten. Want deze verbeteringen moeten niet leiden tot hogere kosten. Dit geldt met name voor financiële instellingen, zoals banken, maar tegenwoordig ook voor instellingen in de zorgwereld, zoals apotheken.

Voor het meten van de relatieve doelmatigheid van organisaties zijn er een aantal technieken ontwikkeld, waarvan DEA het meest gebruikte is in de afgelopen jaren. Deze en de eerder genoemde technieken zoals SFA of FDH worden ook wel “frontier analysis” in het Engels genoemd. Het gaat hier om het bepalen van de grens waarbij de efficiëntie gemaximaliseerd wordt. Zoals te zien is in figuur 4.2 kunnen deze technieken geclassificeerd worden in twee categorieën: parametrische en niet-parametrische methoden. In het geval van parametrische methoden worden er geen statistische aannames gemaakt van de data, terwijl dit niet geldt voor SFA (hier wordt aangenomen dat de data (statistische) ruis bevat).



Figuur 4.2: Methoden voor het bepalen van de doelmatigheid onderverdeeld in categorieën [32].

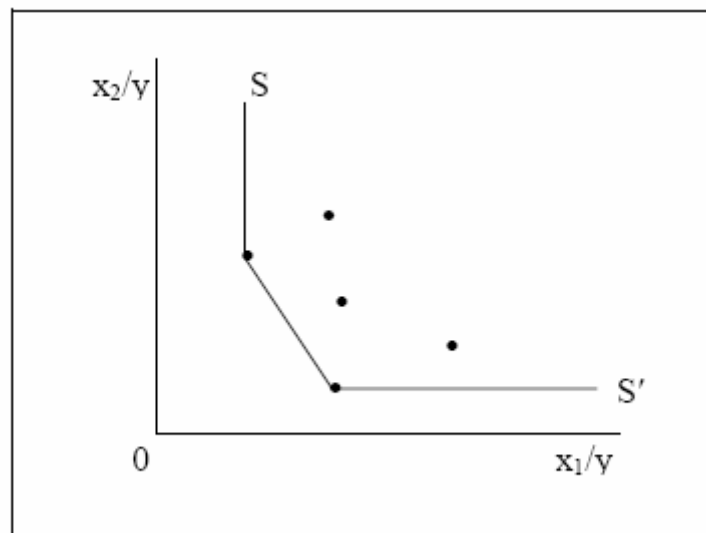
Hoewel er meerdere definities zijn van doelmatigheid is de meest eenvoudige vorm als volgt gedefinieerd:

$$\text{doelmatigheid} = \frac{\text{output}}{\text{input}}, \quad (4.1)$$

waarbij wij output zien als een product of dienst dat een organisatie levert en input als het middel waarmee de output gerealiseerd wordt. Bijvoorbeeld in het geval van een productie situatie zou output het aantal items dat een organisatie produceert, zijn en input het aantal productie-uren dat een

organisatie nodig heeft om dat item te produceren. Echter is het ook mogelijk dat een organisatie meerdere diensten of producten levert of dat er meerdere middelen in ogenschouw worden genomen om een product of dienst te leveren. In dat geval ontstaat er een situatie van meerdere input en/of output. Verder zijn wij geïnteresseerd in de relatieve doelmatigheid in plaats van de absolute doelmatigheid.

De vergelijking (4.1) voldoet niet in het geval van meer dan één input of output. Het meten van de relatieve doelmatigheid met meerdere input en output is voor het eerst beschreven door Farrell in het jaar 1957 en door Farrell en Fieldhouse in 1962 [33]. Zij beschreven het vinden van een stuksgewijs lineaire convexe isoproductcurve. Op deze grens liggen de efficiënte organisaties. In figuur 4.3 is een voorbeeld te zien in het geval twee inputvariabelen (x_1 en x_2) en één outputvariabele (y). De punten op de figuur zijn de organisaties die gebenchmarkt worden. De lijn S stelt de stuksgewijs lineaire convexe isoproductcurve voor. In dit voorbeeld is de outputvariabele een variabele dat een bepaalde kost weergeeft. Dit betekent dat organisaties met lage waarden op beide assen efficiënter zijn. De isocurve ligt dan ook “onder” alle punten. Wij zien dat twee organisaties op deze lijn liggen. Dit zijn dan ook de efficiëntste organisaties, de zogeheten “best in class”.



Figuur 4.3: Voorbeeld van een stuksgewijs lineaire convexe isoproductcurve [34].

In 1978 stelden Charnes, Cooper and Rhodes om de relatieve doelmatigheid van zogeheten “Decision Making Units” (DMU) te bepalen door middel van lineaire programmering. Dit model noemden ze “Data Envelopment Analysis” [35]. Een DMU kan een organisatie, subdivisie etc. zijn. Deze worden onderling met elkaar vergeleken, zodat de “best practice” geïdentificeerd wordt en de relatieve doelmatigheid van de DMU’s bepaald kan worden. In de afgelopen jaren zijn er veel DEA modellen ontwikkeld. Hoewel de methoden van deze modellen niet wezenlijk van elkaar verschillen, wordt er wel een onderscheid gemaakt tussen input- en outputgeoriënteerde DEA methoden. In het geval van de eerste wordt nagegaan in hoeverre een organisatie (DMU) dezelfde output kan halen met een kleinere input. In het geval van de laatste wordt nagegaan in hoeverre een organisatie (DMU) met dezelfde input een hogere output kan behalen [36].

Lineaire programmering

In 1947 vond Dantzig de simplex-methode voor lineaire programmering (LP) uit [37]. De formulering van een LP-model bestaat uit de volgende drie delen: een lineaire criteriumfunctie, beslissingvariabelen en lineaire bijvoorwaarden. Vervolgens kan dit probleem opgelost worden met de simplex-methode.

Ten eerste is het belangrijk om het LP-model juist te formuleren. De eerste stap is om de beslissingsvariabelen te definiëren. Vervolgens wordt de criteriumfunctie geformuleerd. Deze wordt gemaximaliseerd of geminimaliseerd. Ten slotte moet bepaald worden welke bijvoorwaarden er moet gelden. De notatie ziet er als volgt uit:

$$\begin{aligned} & \text{Maximaliseer } \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ & \text{onder } \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq b_i \text{ voor } i = 1, 2, \dots, m \\ & \text{en } x_j \geq 0 \text{ voor } j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4.2)$$

waarbij de x_j de beslissingsvariabelen zijn en a_{ij}, b_j en $c_j \in R$. De optimale waarden van de beslissingsvariabelen worden door de iteratieve simplex-methode³ opgelost. Deze methode is een iteratieve methode dat in de hoekpunten van de ruimte zoekt naar optimale oplossingen. Ten slotte merken wij op dat elke LP probleem een duaal probleem heeft. Kortom een maximaliseringsprobleem kunnen wij herschrijven in een minimaliseringsprobleem en omgekeerd.

Efficiëntie DMU

Om de efficiëntie van een DMU te bepalen, moet voor elk DMU een LP-model worden geformuleerd. Ten eerste wordt een virtuele DMU gecreëerd door een combinatie te vinden van de overige DMU's. Als deze virtuele DMU beter presteert dan de DMU die geanalyseerd wordt, dan is deze inefficiënt.

Wij definiëren λ als de vector met percentages, waarmee de beste virtuele DMU gecreëerd wordt voor de DMU waarvan de doelmatigheid bepaald wordt. Met andere woorden als wij n DMU's analyseren, dan bevat de vector λ ($n-1$) percentages voor elke DMU. Vervolgens wordt de doelmatigheid Θ voor een specifieke DMU met het volgende LP-model bepaald:

$$\begin{aligned} & \text{Minimaliseer } \Theta \\ & \text{onder } Y\lambda \geq Y_0 \\ & \quad \Theta X_0 \geq X\lambda \\ & \text{en } \lambda \geq 0, \Theta \text{ vrij} \end{aligned} \quad (4.3)$$

waarbij $X\lambda$ en $Y\lambda$ de input en de output is van de virtuele DMU en X_0 en Y_0 de input en de output is van de DMU waarvan de doelmatigheid bepaald wordt. De oplossing van dit LP-model kan worden bepaald met de simplex-methode. Deze methode is in veel softwarepakketten geïmplementeerd en is dus makkelijk toepasbaar op grotere datasets.

Als voorbeeld nemen wij een situatie in farmacie. Wij willen drie apothekers (A, B en C) analyseren, daarbij hebben wij de volgende gegevens als input en output gekozen: het aantal middelen dat zij in een bepaalde periode hebben afgeleverd en het totaal bedrag dat zij in die periode hebben gedeclareerd als output, en het aantal uren dat zij in die periode open zijn geweest als enige input. De gegevens van de apothekers zijn het volgende:

³ Een voorbeeld van de simplex-methode is behandeld in paragraaf 5.4.

	Output:		Input:	
Apotheker:	Aantal middelen:	Totaal bedrag:	Aantal uren open:	Efficiency:
A	156	415	116	1.00
B	149	410	120	0.88
C	178	499	123	1.00

Tabel 4.1: Input en outputwaarden van de drie apothekers.

Om de relatieve doelmatigheid van de drie apothekers te bepalen, moeten wij drie LP problemen oplossen. De formuleringen van de drie apothekers zijn als volgt (vergelijking 4.4, 4.5 en 4.6):

Minimaliseer Θ

$$\begin{aligned}
 \text{onder } & 156y_1 + 149y_2 + 178y_3 \geq 156 \\
 & -415y_1 - 410y_2 - 499y_3 \geq -415 \\
 & 116\Theta - 116y_1 - 120y_2 - 123y_3 \geq 0 \\
 \text{en } & y_1, y_2, y_3 \geq 0, \Theta \text{ vrij}
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Minimaliseer Θ

$$\begin{aligned}
 \text{onder } & 156y_1 + 149y_2 + 178y_3 \geq 149 \\
 & -415y_1 - 410y_2 - 499y_3 \geq -410 \\
 & 120\Theta - 116y_1 - 120y_2 - 123y_3 \geq 0 \\
 \text{en } & y_1, y_2, y_3 \geq 0, \Theta \text{ vrij}
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Minimaliseer Θ

$$\begin{aligned}
 \text{onder } & 156y_1 + 149y_2 + 178y_3 \geq 178 \\
 & -415y_1 - 410y_2 - 499y_3 \geq -499 \\
 & 123\Theta - 116y_1 - 120y_2 - 123y_3 \geq 0 \\
 \text{en } & y_1, y_2, y_3 \geq 0, \Theta \text{ vrij}
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

De bovenstaande LP formuleringen zijn op te lossen met allerlei software pakketten. De relatieve doelmatigheid van de drie apothekers A, B en C zijn: 1, 0.88 en 1. Wij concluderen dat apothekers A en C efficiënt zijn en dat apotheker B efficiënter kan worden.

Voor- en nadelen DEA

DEA kent zoals alle technieken een aantal voor- en nadelen. Het grootste voordeel van DEA is het kunnen vergelijken van organisaties waarbij er naar meerdere input- en outputvariabelen wordt gekeken. Ingewikkelde formulering van de relatie tussen de input- en outputvariabelen is niet nodig. Verder hoeft men alleen de LP-model op te lossen met een softwarepakket waarin de simplex-methode is geïmplementeerd.

Het nadeel van DEA is dat het aanneemt dat de dataset geen ruis of extreme waarden bevat. Het bepalen van de doelmatigheid hangt sterk af van de gekozen input en outputvariabelen. Goede kennis van de data is dus vereist, zodat er geen onjuiste aannamen worden gemaakt.

5. Wiskundige en datamining technieken

5.1 k-means clustering

Het k-means algoritme is een simpele een veel gebruikte clustering methode om een gegeven dataset te clusteren in k delen ([38], [39]). Met k veel kleiner is dan het aantal observaties (n) in de dataset:

$$k \ll n \quad (5.1)$$

Het algoritme heeft als doel om de volgende functie te minimaliseren:

$$\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2, \quad (5.2)$$

waarbij $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$ de afstand⁴ is tussen $x_i^{(j)}$, het data punt dat bij cluster j hoort, en c_j , het centrale punt van cluster j . Het aantal clusters is gelijk aan k en het aantal punten (observaties) in de data is gelijk aan n . De vergelijking (5.2) wordt ook wel de totale intra-cluster variantie genoemd.

Om de functie (5.2) te minimaliseren, bestaan er een aantal methoden. Eén daarvan is het volgende algoritme waarmee dit gerealiseerd wordt:

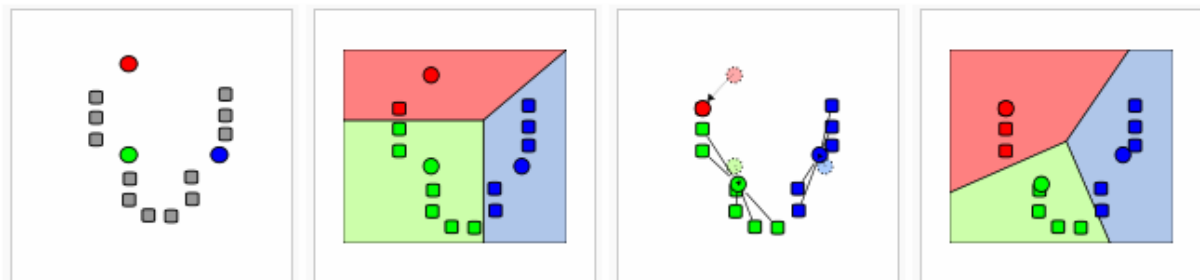
Stap 1: Kies k willekeurige punten van de dataset als centrale punten.

Stap 2: Associeer punten bij die groep waarbij de afstand tussen het punt en het centrale punt het kleinst is.

Stap 3: Kies voor elke groep het meest centrale punt als nieuwe centrale punt.

Stap 4: Herhaal Stap 2 en 3 totdat er geen centrale punt meer verandert.

Als voorbeeld van dit algoritme gebruiken wij de afbeelding:



Figuur 5.1: Het algoritme dat de K-Means clustering uitvoert voor k gelijk aan 3 [38].

In de meest linkere afbeelding van figuur 5.1 wordt stap 1 uitgevoerd: het kiezen van 3 willekeurige punten. Vervolgens worden de overige punten geassocieerd bij één van drie centrale punten. Hierdoor ontstaan er drie clusters (tweede afbeelding van figuur 5.1). Hierna worden nieuwe centrale punten bepaald (derde afbeelding figuur 5.1). Ten slotte wordt stap 2 herhaald (meest rechtse afbeelding van figuur 5.1). Zoals te zien is in figuur 5.1 is het vaak niet duidelijk wat de juiste waarde van k moet zijn. Dit en het willekeurige kiezen van de centrale punten beïnvloedt het uiteindelijke resultaat.

⁴ Er zijn een aantal manieren om de afstand te definiëren, zoals de Euclidische afstand of het gebruik van correlatie.

5.2 Multinomiale mixture modellen

Om data te clusteren, kan gebruik gemaakt worden van mixture modellen ([40, [41]). Dit soort modellen gaat er van uit dat de dataset een combinatie is van een verdelingen, bijvoorbeeld de multinomiale of de Gaussische verdeling. Elke verdeling is een component en de kansverdeling van het mixture model is als volgt gedefinieerd:

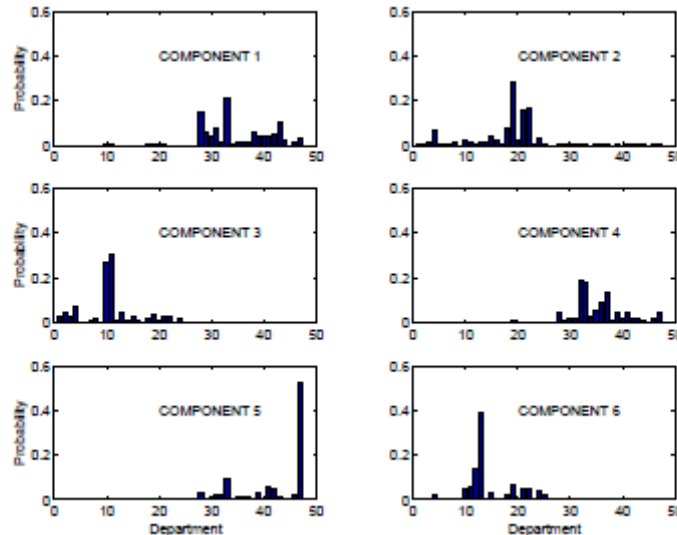
$$p(x) = \sum_{k=1}^K \alpha_k P_k(x) \quad (5.3)$$

Waarbij x een punt is in de data, K het aantal componenten is, en α_k 's sommeren naar 1. De kansverdeling van de k^{de} component is P_k . In het geval van de multinomiale verdeling verandert de vergelijking (5.2) in het volgende:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \alpha_k P_k(x; \theta) \quad (5.4)$$

Waarbij θ de parameter is van de multinomiale verdeling die nog onbekend is. Deze en de gewichten α 's kunnen worden geschat met behulp van de EM (expectation-maximization) algoritme. Dit bestaat uit twee stappen: in de eerste stap wordt de verwachting berekend met behulp van initiële waarden voor θ en α . In de tweede stap worden de berekende verwachte waarden van θ en α gemaximaliseerd. Deze twee stappen worden herhaald totdat het model convergeert of het aantal iteraties dat toegestaan is, zijn gehaald.

Een voorbeeld van een zestal componenten is te zien in de onderstaande figuur 5.2:



Figuur 5.2: Zes componenten die zijn bepaald aan de hand van transactie data [40].

In de bovenstaande figuren zijn de verdelingen van 6 componenten weergegeven. Elke component heeft een multinomiale verdeling. Deze componenten zijn bepaald aan de hand van transactie data. Waarbij er voor elke afdeling (department) is bepaald hoeveel items zijn gekocht. Zoals wij kunnen zien bij bijvoorbeeld component 5 is de kans groot dat de klant iets koopt in afdeling 47.

5.3 Principal component analysis

Principal Component Analysis (PCA) is een statistische techniek dat meestal wordt gebruikt om dimensies van data te reduceren of om patronen te vinden bij data met meerdere dimensies ([42], [43]). Een voorbeeld waarbij deze techniek wordt gebruikt is bij “image compression”.

Het idee achter PCA is dat het aantal dimensies gereduceerd wordt van de originele data zonder dat er teveel informatie verloren gaat bij het reduceren. Met behulp van de eigenwaarden kan men het percentage uitrekenen van de hoeveelheid informatie die behouden is.

De dataset is een matrix met rijen en kolommen, waarbij elke rij een observatie is en elke kolom een dimensie is. Om PCA succesvol toe te passen wordt van elke kolom het gemiddelde van afgetrokken, zodat het gemiddelde van elke dimensie gelijk is aan 0. Van deze nieuwe matrix is het mogelijk om de covariantiematrix te bepalen. Vervolgens kan men de eigenwaarden en eigenvectoren [44] van deze matrix bepalen. Het aantal eigenwaarden is gelijk aan het aantal kolommen (of dimensies) van de originele data. Deze eigenwaarden worden meestal gesorteerd, waarbij de eigenvector met de grootste eigenwaarde de eerste component is van PCA, de op één na grootste eigenwaarde de tweede component, enzovoorts.

Met behulp van de eigenwaarden, eigenvectoren en de matrix waarbij het gemiddelde van elke kolom gelijk is aan 0, is het mogelijk om nieuwe datapunten uit te rekenen. Deze nieuwe punten zijn een lineaire combinatie van de oude punten. De coëfficiënten van deze lineaire combinatie kunnen wij zien als gewichten, waarbij een groter gewicht aanduidt dat die dimensie belangrijk is. Allereerst wordt bepaald hoeveel dimensies de nieuwe dataset moet hebben. Dit is meestal gelijk aan 2, zodat deze nieuwe dataset afgebeeld kan worden in een plot. Bij het bepalen van de nieuwe dataset met dimensie p wordt de eerste p eigenwaarden gebruikt. Kortom, als wij de dimensies van een dataset met 4 dimensies willen reduceren tot 2 dimensies, dan gebruiken wij de eerste twee eigenwaarden.

Als simpele voorbeeld nemen wij de volgende dataset [43] met twee kolommen x en y en 12 rijen (observaties):

Data =	x	y		x	y
	2.5	2.4		.69	.49
	0.5	0.7		-1.31	-1.21
	2.2	2.9		.39	.99
	1.9	2.2		.09	.29
	3.1	3.0	DataAdjust =	1.29	1.09
	2.3	2.7		.49	.79
	2	1.6		.19	-.31
	1	1.1		-.81	-.81
	1.5	1.6		-.31	-.31
	1.1	0.9		-.71	-1.01

Figuur 5.3: Dataset als voorbeeld van toepassing PCA [43].

In de bovenstaande figuur 5.3 is DataAdjust de dataset waarbij het gemiddelde per kolom van de dataset is afgetrokken.

De covariantiematrix, de eigenwaarden en eigenvectoren van deze covariantiematrix zijn het volgende:

$$cov = \begin{pmatrix} .616555556 & .615444444 \\ .615444444 & .716555556 \end{pmatrix}$$

$$eigenvalues = \begin{pmatrix} .0490833989 \\ 1.28402771 \end{pmatrix}$$

$$eigenvectors = \begin{pmatrix} -.735178656 & -.677873399 \\ .677873399 & -.735178656 \end{pmatrix}$$

Figuur 5.4: De covariantiematrix en de bijbehorende eigenwaarden en eigenvectoren van deze matrix [43].

Vervolgens kunnen wij de nieuwe gereduceerde dataset creëren. Wij besluiten om de dataset te reduceren tot 1 dimensie, dus gebruiken wij de grootste eigenwaarde en eigenvector om dit te realiseren. In figuur 5.4 is te zien dat de grootste eigenwaarde de tweede eigenwaarde is, met andere woorden om de data te transformeren gebruiken wij de tweede eigenvector (dit is de tweede kolom van de matrix met de eigenvectoren in figuur 5.4). Deze kolom (getransponeerd) vermenigvuldigen wij met de dataset waarin het gemiddelde van elk kolom is afgetrokken. Dit is DataAdjust van figuur 5.3. Wij krijgen dan het volgende nieuwe gereduceerde dataset:

<i>x</i>
-827970186
1.77758033
-992197494
-274210416
-1.67580142
-912949103
.0991094375
1.14457216
.438046137
1.22382056

Figuur 5.5: Gereduceerde data met 1 dimensie.

Met behulp van de eigenwaarden kunnen wij het percentage bepalen van de hoeveelheid informatie die wij behouden. Dit is gelijk aan: $\frac{1.28}{1.28 + 0.049} = 96\%$.

5.4 Simplex-Methode

Om de simplex-methode uit te leggen, volgt een klein voorbeeld [37]. Wij beschouwen het volgende LP-model:

$$\begin{aligned} & \text{Maximaliseer } 3x_1 + 2x_2 - 0.5x_3 \\ & \text{onder } 4x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 10 \\ & \quad 3x_1 + x_2 - 2x_3 \leq 8 \\ & \text{en } x_1, x_2, x_3 \geq 0. \end{aligned} \tag{5.5}$$

Wij introduceren de variabele z voor de criteriumfunctie en de basisvariabelen x_4 en x_5 in de bijvoorwaarden van de vergelijking (5.5). Wij krijgen het volgende equivalente LP-model:

$$\begin{aligned} & \text{Maximaliseer } z = 3x_1 + 2x_2 - 0.5x_3 \\ & \text{onder } 4x_1 + 3x_2 + x_3 + x_4 = 10 \\ & \quad 3x_1 + x_2 - 2x_3 + x_5 = 8 \\ & \text{en } x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{aligned} \tag{5.6}$$

Een toegelaten basisoplossing is: $x_1 = x_2 = x_3 = 0, x_4 = 10, x_5 = 8$ met als criteriumwaarde: $z = 0$. Nu is het de bedoeling om de criteriumfunctie te verhogen door één van de niet-basisvariabelen x_1, x_2, x_3 te verhogen en de basisvariabelen x_4, x_5 te verlagen. Het ligt voor de hand om de niet-basisvariabele met de grootste positieve coëfficiënt in de criteriumfunctie te verhogen. In dit geval heeft x_1 de grootste coëfficiënt, namelijk 3. Wij hebben twee mogelijkheden om deze variabelen te verhogen als wij de bijvoorwaarden in ogenschouw nemen, namelijk:

- x_1 verhogen met $\frac{10}{4}$ en x_4 verlagen tot 0
- x_1 verhogen met $\frac{8}{3}$ en x_5 verlagen tot 0

Omdat beiden bijvoorwaarden moeten gelden en de basisvariabelen x_4, x_5 niet negatief mogen zijn, kiezen wij voor de eerste keuze. De nieuwe basisvariabelen zijn: x_1, x_5 . De bovenste bijvoorwaarde van vergelijking (5.5) delen wij door 4 zodat wij het volgende krijgen:

$$x_1 + 0.75x_2 + 0.25x_3 + 0.25x_4 = 2.5 \tag{5.7}$$

Deze vergelijking wordt 3 keer van de tweede bijvoorwaarden afgetrokken, zodat de coëfficiënt van x_1 gelijk is aan 0. Vervolgens substitueren wij vergelijking (5.7) in de criteriumfunctie van vergelijking (5.6). Het resultaat is het volgende LP-model:

$$\begin{aligned} & \text{Maximaliseer } z = 7.5 - 0.25x_2 - 1.25x_3 - 0.75x_4 \\ & \text{onder } x_1 + 0.75x_2 + 0.25x_3 + 0.25x_4 = 2.5 \\ & \quad -1.25x_2 - 2.75x_3 - 0.75x_4 + x_5 = 0.5 \\ & \text{en } x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{aligned} \tag{5.8}$$

Met als basisoplossing: $x_1 = 2.5, x_2 = x_3 = x_4 = 0, x_5 = 0.5$ met als criteriumwaarde: $z = 7.5$. Vervolgens worden de bovenstaande procedure herhaald om de basisoplossing te verbeteren. In dit geval hebben alle niet-basisvariabelen een negatieve coëfficiënt in de criteriumfunctie. Wij concluderen dat de gevonden basisoplossing $x_1 = 2.5, x_2 = x_3 = x_4 = 0, x_5 = 0.5$ optimaal is. De optimale oplossing van de oorspronkelijke LP-model (5.5) is dus gelijk aan: $x_1 = 2.5, x_2 = x_3 = 0$.

6. Onderzoek

6.1 Inleiding

Vertrouwelijk

6.2 Analyse

Vertrouwelijk

6.3 Resultaten

Vertrouwelijk

7. Data

7.1 Dataset

Vertrouwelijk

7.2 Beschrijving dataset

Vertrouwelijk

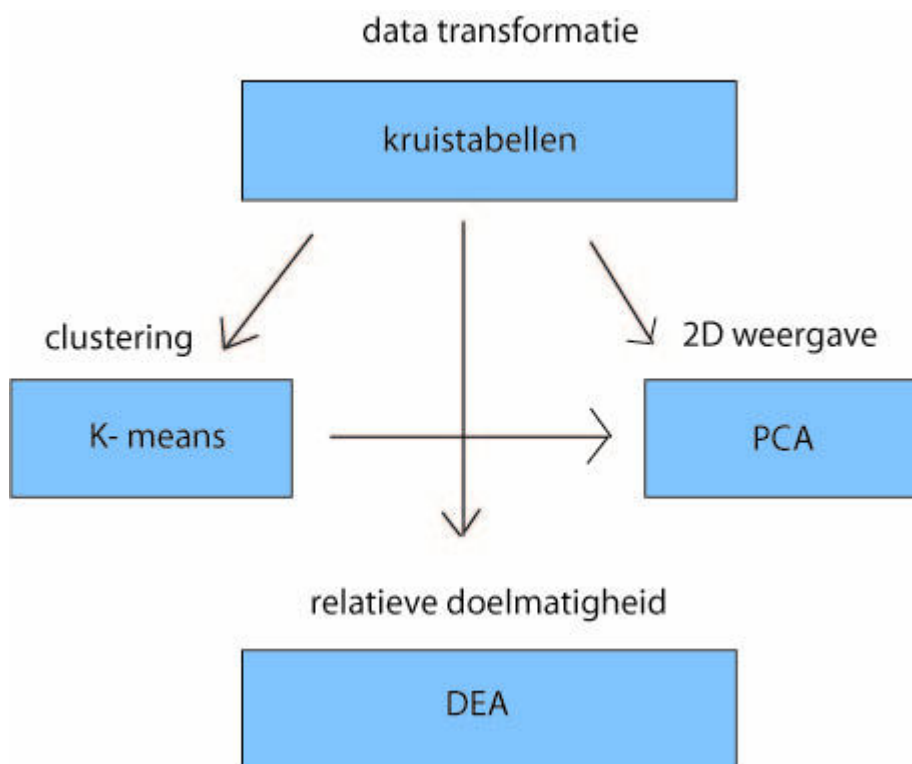
7.3 Weergave dataset

Vertrouwelijk

8. Model

8.1 Model in SAS

De benchmarking framework dat geïmplementeerd is in SAS bestaat uit een aantal scripts. Deze scripts voeren een aantal macro's en procedures uit. Alvorens wij de framework stapsgewijs bespreken, geven wij een globale weergave van de framework. Deze is te zien in de onderstaande figuur 8.1:



Figuur 8.1: Weergave van de framework in SAS.

Allereerst moet de dataset worden bewerkt in het goede formaat. De input van de framework is een kruistabel. Deze tabel bestaat uit rijen en kolommen. De kolommen van deze tabel zijn de te onderzoeken cases, bijvoorbeeld bepaalde typen merken van een geneesmiddel of bepaalde generieke en specialité geneesmiddelen. De rijen van de tabellen zijn de zorgverleners, bijvoorbeeld alle apothekers in de regio Noord-Holland of alle huisartsen met minimaal 20 patiënten. Elk cel kan bijvoorbeeld het aantal patiënten of records bevatten. De gebruiker kan zelf bepalen wat hij of zij wil analyseren. Een voorbeeld van een kruistabel met labels is in de onderstaande tabel 8.1 te zien:

Apothekers/Middel	M1	M2	M3	M4
AP1	2	7	3	1
AP2	1	1	9	10
AP3	6	2	8	1

Tabel 8.1: Voorbeeld van een kruistabel met apothekers als rijen en middelen als kolommen.

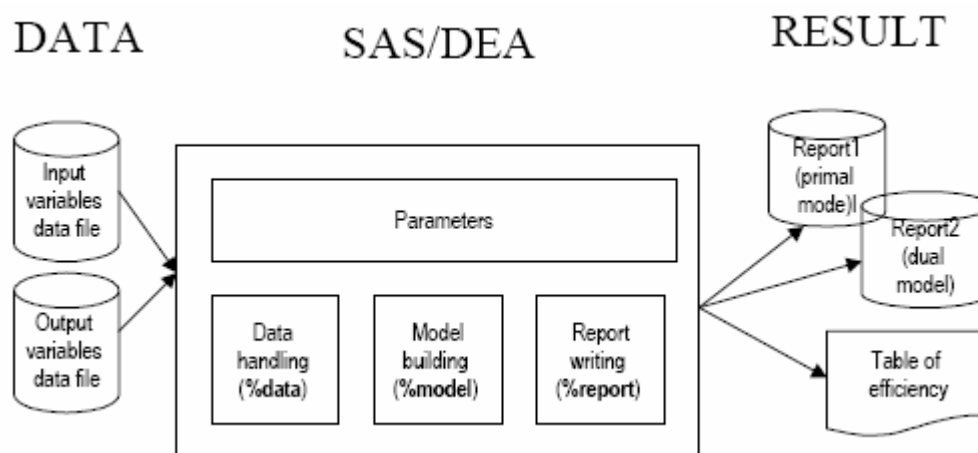
Om de schaderegels om te zetten in het juiste formaat wordt er gebruik gemaakt van de SAS procedure *proc tabulate*. Met behulp van deze procedure kunnen de waarden bepaald worden van elke cel. Vervolgens wordt de output van deze procedure omgezet naar de kruistabel als in figuur 8.1. Dit wordt gedaan met de macro `%twide`⁵.

⁵ Deze is te downloaden op de volgende URL: <http://www.ats.ucla.edu/stat/sas/modules/towide.htm>

Om de kruistabel te clusteren wordt gebruik gemaakt van de SAS procedure *proc fastclus*. Dit is een vrij simpele procedure waarbij aangegeven wordt wat de dataset is, wat de output dataset is, wat de dataset is waarin de centrale punten van elke cluster moet worden opgeslagen en ten slotte hoeveel cluster er maximaal gevonden mogen worden. Er wordt geadviseerd om met dit aantal te spelen, zodat de gebruiker zelf kan bepalen wat het juiste aantal is. In de onderstaande code is syntax van de procedure te zien:

```
proc fastclus data=<dataset> maxc=<aantal> out=<output> OUTSEED=<output
centrale punten>;
    title "Titel";
    var <variabelen, bijvoorbeeld var1-var13>;
run;
```

Om de relatieve doelmatigheid te bepalen, wordt de macro *%sasdea* gebruikt. Deze macro maakt gebruik van drie stukjes codes: *%data*, *%model* en *%report*. De relatie van deze macro's ziet er als volgt uit:



Figuur 8.2: Dataflow in SASDEA [45].

De input en output datasets moeten worden opgeslagen in tekstbestanden waarbij de waarden gescheiden worden door tabspaties. Vervolgens kan de gebruiker het volgende stuk code gebruiken om de relatieve doelmatigheid te bepalen:

```
%let _InData='<plaats van inputbestand>';
%let _nInput=<aantal inputvariabelen>;
%let _OutData='<plaats van outputbestand>';
%let _nOutput=<aantal outputvariabelen>;
%let _Orienta='InputMin';
%sasdea;
```

Om de meerdimensionale dataset weer te geven in twee dimensies wordt gebruik gemaakt van de SAS procedure *proc princomp*. Deze bepaalt de eigenwaarden en eigenvalues van de matrix (dataset). Vervolgens kan men met de procedure *proc gplot* de eerste twee componenten plotten. Dit is dan de tweedimensionale weergave van de meerdimensionale dataset. Met behulp van de resultaten uitvoer van de procedure *proc princomp* in “Results” kan de gebruiker bekijken wat de dimensies voorstellen. Voor elke component worden de gewichten weergegeven in het tabblad “eigenvectors”, zodat de gebruiker kan zien welk gewicht het grootst is. Ook de eigenwaarden en de totale variantie die de eerste twee componenten behouden wordt weergegeven in het tabblad “Eigenvalues of the Covariance Matrix”.

8.2 Toepassing

In deze paragraaf gaan wij een simpele case onderzoeken met behulp van de benchmarking framework. Wij gaan de in de voorgaande paragraaf besproken stappen af om zo spiegelinformatie van apotheekhoudende huisartsen te voorzien. Allereerst moeten wij de juiste schaderecords selecteren. Wij gaan in dit geval er van uit dat de dataset geen correcties bevat en dat elke schaderegel geen missende en dummy waarden bevat. Met behulp van het SAS script *data_transformatie.sas* kunnen wij dit realiseren:

```
proc sql;
    create table schade_2006_apb as
        select t.kenm_fabrik, s.nr_rel_uitv, s.nr_rel_vzd,
s.bedr_journaalpost
        from stage.schade s, stage.taxefab t
        where t.kenm_atc = 'C10AA01'
        and s.kenm_art_farm = t.kenm_art_farm
        and t.dat_beg_geldg <= s.id_dat_beg < t.dat_eind_geldg
        and 11000000 <= s.nr_rel_uitv < 119999999
        and s.id_dat_beg < 20070101
        and s.id_bron = 9;
quit;
```

In dit geval stellen wij de schaderegels van het merk Interpolis samen van het jaar 2006 waarbij de uitvoerende zorgverlener de apotheekhoudende huisarts is en het middel dat is afgeleverd simvastatine is. Het resultaat is een dataset met 1294 records en 4 variabelen, namelijk kenm_fabrik, de fabriek code van het middel, nr_rel_uitv, het relatienummer van de apotheekhoudende huisarts, nr_rel_vzd, het relatienummer van de verzekerde en bedr_journaalpost, het schadebedrag dat is gejournaliseerd in het systeem van Achmea.

Vervolgens maken wij van deze dataset een kruistabel als input dataset voor het clusteren. Allereerst gebruiken wij de procedure *proc tabulate* om frequentie tabellen (input en output) te maken:

```
proc tabulate data=schade_2006_apb out=input_long;
    class kenm_fabrik nr_rel_uitv;
    var nr_rel_vzd;
    table kenm_fabrik='Merk',
        n=' '*nr_rel_vzd='Aantal patiënten'*nr_rel_uitv='Apothekers';
run;

proc tabulate data=schade_2006_apb out=output_long;
    class nr_rel_uitv;
    var bedr_journaalpost;
    table sum=' '*bedr_journaalpost='totale bedrag'*nr_rel_uitv='Apothekers';
run;
```

Vervolgens verwijderen de variabelen die wij niet nodig hebben, en zetten wij de variabele merk om in een numerieke variabele, en veranderen wij de tabellen in het juiste formaat met de macro **%towide**:

```
data input_1 (keep=merk zorgverlener aantal);
    set input_long;
    merk = kenm_fabrik;
    zorgverlener = nr_rel_uitv;
    aantal = nr_rel_vzd_n;
run;
```

```

data input_data (drop=merk);
    set input_l;
    by merk;
    retain teller;
    if first.merk then teller + 1;
    output;
run;

data kruistabel_output (keep=zorgverlener bedrag);
    set output_long;
    zorgverlener = nr_rel_uitv;
    bedrag = bedr_journaalpost_sum;
run;

%towide(input_data,kruistabel_input,zorgverlener,teller,1,13,aantal);

proc stdize data=kruistabel_input reponly missing=0 out=kruistabel_in;
    var _numeric_;
run;

```

Nu wij de input en outputtabel (kruistabel_input en kruistabel_output) hebben, kunnen wij deze gebruiken om te clusteren, de relatieve doelmatigheid te bepalen en deze weer te geven met PCA.

Om te clusteren gebruiken wij de procedure *proc fastclus*. In de onderstaande code clusteren wij de kruistabel_input met maximaal 10 clusters. Wij slaan de centroids op in de dataset centroid en de resultaten (met voor elke apotheekhoudende huisarts de cluster label) in dataset cluster:

```

proc fastclus data=kruistabel_in maxc=10 out=cluster OUTSEED=centroid;
    title "K-Means Ten-Cluster Solution";
    var aantal1--aantal13;
run;

```

Het resultaat is dat er 10 clusters zijn ontstaan. Deze zijn te zien in de onderstaande figuren 8.3 en 8.4:

Cluster	Frequency of Cluster
1	66
2	1
3	19
4	2
5	7
6	3
7	6
8	2
9	100
10	5

Figuur 8.3: Aantal apotheekhoudende huisarts per cluster.

1	0	0	0	0.015152	0	0	0	0.0455	0.04545	0.10606	4.591	0	0.0152
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19
3	0	0	0	0.263158	0	0	0	0	0	0	0	14.79	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	3.2857	0	0	0	0	3.2857
6	1.666667	10.33333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0.166667	0	0	0	0	0	1.333333	16	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29.5	0
9	0	0.1	0.05	0.07	0.06	0.14	0.03	0.07	0.02	0.29	0.08	2.64	0.07
10	0	0	0	8.4	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0

Figuur 8.4: Centrale punt van elk cluster.

Met behulp van de outputtabel is het mogelijk om de relatieve doelmatigheid van elke apotheekhoudende huisarts. Allereerst zetten wij de twee tabellen om in tekstbestanden:

```
proc export data=kruistabel_output
  outfile= "C:\Documents and Settings\Ammar
Khawaja\Bureaublad\output.txt"
  dbms=tab replace;
run;
proc export data= kruistabel_in
  outfile= "C:\Documents and Settings\Ammar
Khawaja\Bureaublad\input.txt"
  dbms=tab replace;
run;
```

Vervolgens gebruiken wij de macro **%sasdea** om de relatieve doelmatigheid van elke zorgverlener te bepalen:

```
%macro data;
%macro model;
%macro report;
%macro sasdea;
%let _InData='C:\Documents and Settings\Ammar
Khawaja\Bureaublad\input.txt';
%let _nInput=13;
%let _OutData='C:\Documents and Settings\Ammar
Khawaja\Bureaublad\output.txt';
%let _nOutput=1;
%let _Orienta='InputMin';
%sasdea;
```

De resultaten worden opgeslagen in de dataset Eff in de library “work”. Om deze zorgverleners grafisch weer te geven maken wij gebruik van PCA. In de onderstaande code geven wij de inputtabel weer met behulp van PCA. Allereerst verwijderen wij de zorgverlener variabele:

```
data kruistabel (drop=zorgverlener);
  set kruistabel_in;
run;
```

Vervolgens bepalen wij de principal componenten en de waarden die daarbij horen van elke zorgverlener:

```
proc princomp data=kruistabel out=pcscores COVARIANCE;
  var aantall1--aantal13;
run;

proc gplot data=pcscores;
  plot prin2*prin1;
  TITLE2 'A Scatter Plot of the First Two Principal Component Scores';
run;
```

9. Conclusie

9.1 Conclusie

Het doel van deze stage was het creëren van een benchmarking framework voor zorgsegmenten. Hierbij moest er gebruik gemaakt worden van allerlei datamining technieken en eventueel bestaande benchmarking technieken. Vervolgens deze framework te implementeren in het softwarepakket SAS. Met deze framework willen wij spiegelinformatie kunnen verstrekken over zorgverleners zodoende hun voorschrijf- of aflevergedrag te beschrijven.

Benchmarking wordt tegenwoordig veel toegepast op kwantitatieve en kwalitatieve data en in allerlei sectoren. Dit betekent dus ook in de zorg. In deze stage hebben wij ons uitsluitend gericht op kwalitatieve data: schadeclaims. Met behulp van datamining kan men patronen naar voren brengen waardoor afwijkende schadeclaims zichtbaar worden. Waarbij gezegd moet worden dat afwijkend gedrag niet essentieel negatief hoeft te zijn. Dit is ook van toepassing in het benchmarken van zorgverleners. Verder is benchmarking een objectieve toets, waardoor het gebruik van datamining technieken voor de BICC afdeling geautomatiseerd wordt.

Het kiezen van een geschikt zorgsegment is een belangrijke stap geweest in deze stage. Wij hebben gekozen om gegevens van het zorgsegment farmacie te analyseren. Bij het kiezen van dit zorgsegment hebben wij gelet op een aantal zaken. Ten eerste is de periode van de schadeclaims bij farmacie relatief erg kort, namelijk een aantal dagen. Dit in tegenstelling tot bijvoorbeeld schadeclaims van het zorgsegment ziekenhuizen waar de periode ongeveer een aantal maanden is. Ook wordt bij farmacie de schadeclaims meestal ingediend door de zorgaanbieder. Dit verzekert dat de kwaliteit van de data vrij goed is. De dataset die samengesteld is, bevatte ruim 52 miljoen schaderecords van de jaren 2006 en 2007 van het zesttal merken van Achmea Zorg. Namelijk: Groene land Achmea (GLA), Zilveren Kruis Achmea (ZKA), Interpolis (IPO), Steun Bij Ziekte (SBZ), Onderling Medisch Steunfonds (OMS) en Ongevallen- en Ziektekostenverzekeringsmaatschappij (OZF). Waarbij de GLA en ZKA de twee grootste merken zijn, 18 en 31 miljoen records, en SBZ de kleinste met ongeveer 35 duizend records.

Om zorgverleners te benchmarken, hebben wij de schadeclaims geanalyseerd. Wij hebben allereerst getracht om deze zorgverleners het beste te beschrijven aan de hand van de beschikbare data. Vervolgens hebben wij gekozen om datamining technieken te gebruiken die de beste resultaten opleverden en die ook gebruikt konden worden bij een benchmarkonderzoek. Het was al snel duidelijk dat wij te maken hadden met niet-gelabelde data, zodat het gebruik van clustering methoden het uitgangspunt werd. Er bestaan veel clustering methoden, van simpele technieken tot zeer complexe algoritmen en modellen. Een veel toegepaste en simpele methode is het k-means algoritme. Met dit clustering algoritme is het mogelijk om observaties (in dit geval zorgverleners) te groeperen door gemiddelde afstanden tot centrale punten te minimaliseren. Echter heeft dit algoritme ook een aantal minpunten. In deze analyse hebben wij gekozen om dit algoritme te gebruiken om zijn simpliciteit. Verder hebben wij gebruik gemaakt van zogeheten mixture modellen. Eén van de voordelen van deze methode is de toepassing op grote transactie data. Waarbij wij bijvoorbeeld elk geneesmiddel dat door een apotheker is afgeleverd, beschouwen als een transactie tussen de zorgverlener en de verzekerde. Een ander belangrijk punt bij benchmarking en clustering is om clusters te beschrijven en zodoende het verschil tussen clusters te beschrijven. Om dit probleem op te lossen, is gekozen om een bestaande benchmarking techniek te gebruiken, namelijk "Data Envelopment Analysis". Met deze methode is het mogelijk om relatieve doelmatigheid te bepalen met behulp van meerdere input- en outputvariabelen. In dit geval hebben wij gekozen voor een enkele outputvariabele, namelijk de totale declaratiekosten van schadeclaims per zorgaanbieder. De inputvariabele was het aantal specifieke middelen die afgeleverd is door de zorgverlener. Zodoende hebben wij elke cluster kunnen beschrijven als efficiënt of inefficiënt. Hierdoor is het ook mogelijk geweest om afwijkende zorgverleners te identificeren en deze te vergelijken met soortgelijke zorgverleners. Ten slotte hebben wij met behulp van "principal component analysis" de meerdimensionale data weergegeven in een tweedimensionale ruimte.

In de analyse hebben wij twee cases onderzocht, namelijk schadeclaims waarbij de huisarts een geneesmiddel heeft voorgeschreven en schadeclaims waarbij de apotheker het geneesmiddel heeft afgeleverd. Ook hebben wij gekeken naar twee perioden, namelijk schadeclaims uit het jaar 2006 en 2007. Vervolgens hebben wij gekeken of er verschillen op te merken waren in het voorschrijf- en aflevergedrag van huisartsen en apothekers. Ook hebben wij gekeken of er apothekers waren met afwijkend gedrag en of dit gold voor beide perioden of niet.

In de eerste case hebben wij huisartsen en apotheekhoudende huisartsen onderzocht in hun voorschrijfgedrag. Omdat wij geen data over diagnoses ter beschikking hadden, hebben wij gekozen om farmacie kosten groepen (FKG) te bekijken. Omdat bepaalde geneesmiddelen onder een specifieke FKG vallen, kunnen wij één FKG beschouwen als een soort categorie van geneesmiddelen. Wat ons opviel, was het feit dat bepaalde middelen zelden of nooit worden voorgeschreven binnen een FKG, terwijl een aantal middelen vrijwel altijd worden voorgeschreven. Hierdoor ontstaat er altijd een grote cluster van huisartsen die dit gedrag vertonen. De afwijkende huisartsen zijn die huisartsen die juist andere geneesmiddelen hebben voorgeschreven. Echter moet gezegd worden dat dit zonder enige kennis van welke diagnose de huisarts heeft vastgesteld niet zo zeer afwijkend gedrag vertoont. Ook de populatie van een huisarts speelt een rol in het voorschrijven van middelen. Wij concluderen dat wij weinig kunnen zeggen over het voorschrijfgedrag van huisartsen als wij de diagnose niet kennen. Omdat er geen echt beslissingsmoment plaatsvindt, is het niet zinvol om de relatieve doelmatigheid te bepalen. De huisarts bepaalt immers niet het type merk van het geneesmiddelen en heeft dus geen directe invloed op de latere declaratiekosten. In de analyse is gebleken dat de verschillen per perioden niet heel groot zijn. Het voorschrijfgedrag per FKG blijkt hetzelfde te zijn als wij perioden bekijken van één jaar. Echter zijn er ook een enkele huisarts die verschuivingen toont in voorschrijven en relatieve doelmatigheid.

In de tweede case hebben wij apothekers en apotheekhoudende huisartsen onderzocht in hun aflevergedrag. Zoals wij eerder hadden vermeld, beslist de apotheker wat voor merk van het geneesmiddel wordt afgeleverd. In deze situatie herkennen wij dus een echt beslissingsmoment. Dit heeft ook een directe invloed op de kosten die gedeclareerd worden, omdat elk merk een andere prijs heeft. Het is in dit geval wel zinvol om de relatieve doelmatigheid te bepalen, zodat wij afwijkende apothekers kunnen identificeren, maar ook clusters kunnen beschrijven. Ook in dit geval hebben wij opgemerkt dat er bij bepaalde geneesmiddelen een aantal merken niet of nauwelijks worden afgeleverd, terwijl andere merken vrijwel altijd worden afgeleverd. Dit betekent ook dat bij bepaalde geneesmiddelen een grote cluster ontstaat, waarin apothekers de voorkeur geven aan een specifieke fabrikant die dat middel produceert. Echter zien wij gelijk ook extreme punten in de tweedimensionale weergave van de apothekers. Dit betekent dat deze apothekers wel afwijken van de rest. Met behulp van DEA kunnen wij gelijk ook bekijken of deze apothekers efficiënter zijn. Een aantal apothekers worden geïdentificeerd als the “best in class”. Met behulp van clustering is het dan ook mogelijk om apothekers in een cluster te identificeren die het beter dan anderen doen. Ook valt het op dat sommige apothekers per periode afwijkende gedrag vertonen in het afleveren of juist niet meer. Dit geldt ook in de relatieve doelmatigheid, maar omdat wij in dit geval niet de absolute doelmatigheid bepalen, hoeft dit niet te liggen aan de apotheker zelf, maar misschien aan andere apothekers die simpelweg minder efficiënt afleveren.

In deze stage hebben wij data van farmacie gebruikt om een benchmarking framework te creëren. Deze moet met een aantal aanpassingen toepasbaar zijn om spiegelinformatie te verstrekken van zorgverleners van andere zorgsegmenten. De reden hiervoor is dat de data van de andere zorgsegmenten niet geheel identiek is aan de data van het zorgsegment farmacie. Verder levert het gebruik van datamining technieken zoals clustering methoden voor benchmarking resultaten op. Door te clusteren kunnen wij relatief gemakkelijk vergelijkbare zorgverleners identificeren. Met behulp van DEA is het mogelijk om de relatieve doelmatigheid te bepalen. Deze twee technieken geven ons de mogelijkheid om afwijkende zorgverleners te identificeren en de afwijking te kwantificeren. Dit zijn de twee belangrijkste zaken bij een benchmarkonderzoek.

9.2 Discussie

In de analyse van de twee cases hebben wij een aantal huisartsen en apothekers gevonden met een afwijkend voorschrijf- en aflevergedrag. Hoewel dit een interessant inzicht geeft op de data ontstaat er een belangrijke vraag: kunnen wij dit gedrag verklaren? Specifieker kunnen wij dit gedrag verklaren door bepaalde datamining technieken. Dit zou een volgende stap zijn in een benchmarkonderzoek.

Er kunnen een aantal redenen zijn waarom bijvoorbeeld een apotheker de voorkeur geeft aan een bepaald merk van een geneesmiddel. Ten eerste kan het zo zijn dat de inkoopprijs van een bepaalde fabrikant in een specifieke regio lager is. Verder kan er een soort samenwerkingsverband zijn tussen een fabrikant en de apotheker. Dit zou kunnen leiden tot een afwijkend gedrag, maar dit betekent natuurlijk niet dat deze apotheker verdacht is. Om dit te bepalen, zou er een vervolgonderzoek moeten komen waarin er ingezoomd wordt op de desbetreffende apotheker. In het geval benchmarking is dit van toepassing. Met behulp van clustering en DEA kunnen wij inefficiënte clusters identificeren, maar een verklaring geven waarom dit het geval is, ligt niet voor de hand. Het is wel mogelijk om te zien waar dit aan kan liggen, bijvoorbeeld doordat een apotheker de voorkeur geeft aan een duur geneesmiddel dan een goedkopere. Echter ontbreekt hier ook de reden ervoor. Dit ligt meestal aan de data, omdat dit niet een volledig beeld van het schadeproces geeft.

Er zijn een aantal manieren om datamining technieken te gebruiken om extreme cases te identificeren. Maar om achter te komen wat de oorzaak is, is een geheel ander verhaal. Ook in ons geval hebben wij ons geconcentreerd om een benchmarking framework te creëren om afwijkende zorgverleners te identificeren. Een verklaring van eventuele afwijkend gedrag geven wij niet. Dit zou het beste onderzocht kunnen worden door in te zoomen op deze cases.

Om de gevonden resultaten verder te onderzoeken of te gebruiken als spiegelinformatie zou een steekproef kunnen genomen worden. Met behulp van clusters of relatieve doelmatigheid kunnen afwijkende zorgverleners worden gekozen. Zo kan er ingezoomd worden op de specifieke zorgverlener zodat er bepaald kan worden hoe deze afwijking ontstaat. Ook kan er met andere input en outputvariabelen bepaald worden of een zorgverlener qua prestatie het goed doet of niet. Bovendien kan bepaald worden of dit een afwijking is.

9.3 Aanbeveling

In de literatuurstudie in benchmarking is opgevallen dat het volgen van een stappenplan van uiterst belang is. In dit stappenplan worden een aantal punten bepaald die kunnen leiden tot het succesvol implementeren van de resultaten van het benchmarkonderzoek.

Een belangrijk onderdeel van een kwantitatieve analyse is de dataset die gebruikt wordt. Welke aspecten zijn belangrijk en welke niet. Ook moet er rekening gehouden worden met de hoeveelheid data die gebruikt wordt. In deze stage was het een grote uitdaging om met een dataset te werken van ongeveer 52 miljoen records. Ook moeten de faciliteiten aanwezig zijn om met een zodanig grote dataset te kunnen werken. Bovenal moet de kwaliteit van de data goed zijn. In de analyse is gebleken dat de dataset veel dummy- en missende waarden bevatte. Waarbij het niet vanzelfsprekend is of deze records verwijderd kunnen worden. Ook bevatte de data meerdere correcties van een specifieke schadeclaim. Dit zorgt voor ruis in de data waardoor de resultaten van de analyse onbetrouwbaarder kunnen zijn.

De analyse van de data is gedaan in Matlab en de implementatie van de framework in SAS. Dit zorgt ervoor dat er eigenlijk dubbelwerk wordt gedaan. Het omzetten van de code van Matlab naar SAS leverde meer werk dan verwacht.

Bij het clusteren van de zorgverleners is gekozen voor een simpele vorm om de zorgverleners te beschrijven, namelijk door kruistabellen. Hoewel dit één veel gebruikte methode is, is dit niet zozeer de beste manier om een zorgverlener te beschrijven. Ook hier kunnen andere manieren of methoden worden toegepast om een instantie te beschrijven. Verder zijn er veel clustering methoden die toegepast kunnen worden op kwantitatieve data. In deze analyse is gebruik gemaakt van twee. Ook hier zouden andere methoden die misschien complexer zijn, gebruikt kunnen worden om betere resultaten te realiseren. Bijvoorbeeld bij het toepassen van mixtures models kan er bekeken worden of andere distributies, zoals de Gaussische of Poisson distributies, geschikter zijn. Hierbij wordt opgemerkt dat bij aantallen de multinomiale verdeling het meest geschikte is, maar in andere gevallen zoals bedragen of tijd hoeft dit niet het geval te zijn.

In ons benchmarkonderzoek is gebleken dat wij geen gegevens over diagnoses ter beschikking hadden. Hierdoor hebben wij geen harde conclusies kunnen trekken in het identificeren van huisartsen met een lage relatieve doelmatigheid. Ook hebben wij geen koppels van huisartsen en apothekers kunnen onderzoeken, omdat deze gegevens niet (tijdig) beschikbaar waren.

Hieronder een opsomming van de bovenstaande aanbevelingen:

- Het volgen van een stappenplan in een benchmarkonderzoek;
- Een dataset waarbij kwaliteit de boventoon voert en de kwantiteit minimaal blijft;
- Het gebruik van één softwarepakket waarin de analyse wordt uitgevoerd;
- Verschillende en meer complexe clustering technieken gebruiken in de analyse;
- Meerdere beschrijvingen van een zorgverlener in de clustering analyse;
- FTO en DBC gegevens beschikbaar stellen in het benchmarkonderzoek;
- Interface naar domein experts.

Literatuurlijst

- [1] Hamstra, G., 2008, *Afdelingsplan BICC 2008-2009*, Achmea Zorg.
- [2] Hofenk, S., 2007, *Adviesaanvraag OR Business Intelligence Competence Center (BICC)*, Achmea Zorg.
- [3] Philips, E., Vriens, D., 1999, *Business Intelligence*, Kluwer, Deventer.
- [4] Post, D., Vennix, J.A.M., 1992, *De gezondheidszorg in model: ons complex zorgsysteem gemeten en gewogen*, Bohn Stafleu Van Loghum, Houten.
- [5] Bergsma, J., 1980, 't Spreekuur, naar de huisarts en terug, *Klinische Psychologie en Psychotherapie*, Katholieke Hogeschool Tilburg.
- [6] Kaufman, L., Rousseeuw, P.J., 1990, *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. J. Wiley and Sons, Inc., New York.
- [7] www.cha.nl
- [8] <http://www.apotheek.net>
- [9] Barends, P., 2005, *Benchmarking Service Management Time for action*, Quint Wellington Redwood,
http://www.quintgroup.nl/Knowledge/Downloads_&_onderzoek/Artikel/Resultaten_Benchmarking_Servicemanagementprocessen/1601,56,24/.
- [10] Blank, J., 2001, *Doelmatigheid in de publieke sector in perspectief*, Sociaal en Cultureel Planbureau, Den Haag.
- [11] Bogan, C.E., English, M.J., 1994, *Benchmarking for Best Practices: Winning Through Innovative Adaption*, McGraw-Hill, New York, p. 1-12.
- [12] Ford, Henry, 2006, *My Life and Work*, Filiquarian Publishing, LLC, 10^{de} editie, p. 91-94.
- [13] Scriven, G., 1992, *Benchmarking: An Overview The Theme for the Nineties*, Agility Consulting, April, <http://www.agility.com.au/bench.html>.
- [14] Camp, R.C., 1993, *A bible for benchmarking by Xerox*, Financial Executive, No.July/August.
- [15] Anand, G., Kodali, R., 2008, *Benchmarking the benchmarking models*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 15, Issue 3, p. 257-291.
- [16] Watson, G.H., 1993, *Strategic Benchmarking: How to Rate your Company's Performance against the World's Best*, John Wiley, New York.
- [17] Ahmed, P.K., Rafiq, M., 1998, *Integrated benchmarking: a holistic examination of select techniques for benchmarking analysis*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 5, Issue 3, p. 225-242.
- [18] Kyrö, P., 2003, *Revising the concept and forms of benchmarking*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 10, Issue 3, p. 210-225.

- [19] Poerstamper, R.J.C., van Moerik-van Herk, A., Veltman, A.C., 2007, *Benchmarking in de zorg: op weg naar een excellente organisatie*, Elsevier Gezondheidszorg, Maarssen.
- [20] Maire, J-L., Bronet, V., France, A., 2005, *A typology of best practices for a benchmarking process*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 12, Issue 1, p. 45-60.
- [21] Camp, R., 1998, *Global Cases in Benchmarking, Best Practices from Organisations Around the World*, American Society for Quality Control Quality Press, Quality Resources, Milwaukee, New York.
- [22] Kumar, A., Antony, J., Dhakar, T.S., 2006, *Integrating quality function deployment and benchmarking to achieve greater profitability*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 13, Issue 3, p. 290-310.
- [23] Klages, H., 1996, *Benchmarking of public services in the United Kingdom and Sweden - Commentary*, OECD/PUMA, 4-5, November, p. 39.
- [24] Zairi, M., Youssef, M.A., 1996, *A review of key publications on benchmarking part II*, *Benchmarking: An International Journal*, Volume 3, Issue 1, p. 45-49.
- [25] Klages, H., 1996, *Benchmarking of public services in the United Kingdom and Sweden - Commentary*, OECD/PUMA, 4-5, November, p. 39.
- [26] Waalewijn, P., Hendriks, A., Verzijl, R., 1996, *Benchmarking van het benchmarking-proces*, Ribes rapport 9611/M, Erasmus Universiteit Rotterdam.
- [27] Keehley, P., Medlin, S., MacBride, S., *Benchmarking for Best Practices in the Public Sector: Achieving Performance Breakthroughs in Federal, State, and Local Agencies*, Jossey-Bass, 1^{ste} editie.
- [28] Cooper, W.W., Seiford, L.M. and Zhu, Joe, 2004, *Data envelopment analysis: History, Models and Interpretations*, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- [29] Stevens, P.A., 2004, *Accounting for Background Variables in Stochastic Frontier Analysis*, National Institute of Economic and Social Research.
- [30] Simar, L., Zelenyuk, V., 2008, *Stochastic FDH/DEA estimators for Frontier Analysis*, *Journal of Business and Economic Statistics*.
- [31] Chaaban, J.M., 2004, *Technical efficiency and technologically independent sub-markets*, French Institute for Agronomy Research.
- [32] Farsi, M., Fetz, A., Filippini, M., 2007, *Benchmarking and regulation in the electricity distribution sector*, CEPE Working Paper No. 54.
- [33] Rios, A.R., Shively, G.E., 2005, *Farm size and nonparametric efficiency measurements for coffee farms in Vietnam*, American Agricultural Economics Association.
- [34] Coelli, T., 1996, *A guide to DEAP Version 2.1: A Data Envelopment Analysis (Computer) Program*, Centre for Efficiency and Productivity Analysis, Departement of Econometrics, University of New England, Australia.
- [35] Kabnurkar, A., 2001, *Mathematical modeling for data envelopment analysis with fuzzy restrictions on weights*, Virginia Polytechnic Institute and State University, Virginia.

[36] Lapré, R., Rutten, F., 2001, Algemene economie van de gezondheidszorg: leerboek voor universitair en hoger beroepsonderwijs en managementopleidingen, Reed Business, p. 149.

[37] Tijms, H., 2004, Operationele analyse, Epsilon Uitgaven, 2^{de} druk, Utrecht.

[38] http://en.wikipedia.org/wiki/K-means_algorithm

[39] http://home.dei.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/kmeans.html

[40] Cadez, I.V., Smyth, P., Ip, E., Mannila, H., 2001, Predictive Profiles for Transaction Data using Finite Mixture Models, <http://www.datalab.uci.edu/papers/profiles.pdf>.

[41] http://en.wikipedia.org/wiki/Mixture_models

[42] http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_components_analysis

[43] http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf

[44] <http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenvalue>

[45] <http://www2.sas.com/proceedings/sugi25/25/st/25p274.pdf>

Bijlage I Data

Vertrouwelijk

Bijlage II Miaz

Vertrouwelijk