

2008

Voorspellen van de afzet bij Bolletje B.V.

Niet vertrouwelijke versie



NEWMINDS
Microsoft Dynamics™ Projecten

M.J. Pronk

s 0114219

Universiteit Twente

14 augustus 2008

Opdrachtgever: Newminds

Interne begeleiders: dr. ir. L.M. van der Wegen
en dr. P.C. Schuur

Externe begeleider: dhr. E. Laarman

Management samenvatting

Newminds is een bedrijf dat softwaresystemen, gebaseerd op Microsoft Dynamics NAV verkoopt aan bedrijven. Binnen deze systemen bevinden zich modules voor de verschillende activiteiten binnen een bedrijf. Een module die ontbreekt in dit systeem, is een forecastingmodule. Omdat er bij de klanten van Newminds wel veel vraag is naar deze module, wil Newminds deze graag ontwikkelen. Aangezien er niet meteen een algemene module ontwikkeld kan worden, wordt dit eerst voor een één kant van Newminds gedaan, namelijk Bolletje. Het doel van het onderzoek is: *"Het ontwerpen en testen van een forecastingmodel, dat geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV, om de afzet van een paar producten van Bolletje voor een bepaalde periode op korte termijn te voorspellen."*

Om dit forecastingmodel te ontwikkelen is er eerst een literatuur studie gedaan naar bestaande forecastingmethoden. Vervolgens zijn er verschillende gesprekken geweest met Eddy Golbach, demand planner van Bolletje, om de eisen en wensen aan een nieuw systeem te bespreken. Naar aanleiding van de literatuur en de gesprekken is er een model opgesteld om de afzet van Bolletje te kunnen voorspellen. Voor een aantal verschillende producten van Bolletje is dit model getest. Uiteindelijk zijn er beschrijvingen opgesteld om deze methode te implementeren in Microsoft Dynamics NAV.

De afzet van Bolletje wordt in twee delen opgesplitst, de reguliere afzet en de marketingactie afzet. Deze splitsing wordt gemaakt, omdat de actieafzet zeer incidenteel is en een zeer grote invloed heeft op de reguliere afzet.

De reguliere afzet wordt voorspeld door gebruik te maken van een tijdreeksmethode, dit is een methode die zijn voorspelling baseert op historische waarden. De voorspellingen worden gemaakt op het meest gedetailleerde niveau, per kant(groep)-artikel combinatie. Een voorspelperiode bestaat uit vier weken en er wordt voor dertien perioden in de toekomst voorspeld. Deze voorspelling wordt na elke periode bijgesteld. Voordat de historische data kunnen worden gebruikt om te voorspellen, moeten hier eerst het actie-effect en de uitschieters uit verwijderd worden.

De actiehoeveelheid wordt voorspeld door gebruik te maken van een eventplanner. De gebruiker dient zelf een actiehoeveelheid in te voeren, maar krijgt informatie van soortgelijke acties te zien, waarop hij zijn voorspelling kan baseren. Uiteindelijk worden de reguliere- en de actievoorspelling samengevoegd. Deze totaalvoorspelling wordt gebruikt als input voor het hoofdproductieplan.

Het opgestelde forecastingmodel is voor tien verschillende klant(groep)-artikel combinaties uit de productcategorieën beschuit en hartige snacks getest. In negen van de tien gevallen is de nieuwe voorspelling nauwkeuriger dan de voorspelling van Bolletje voor het eerste half jaar van 2008. Het nieuwe model voorspelt voor de ene productcategorie gemiddeld 2,6% en voor de andere gemiddeld 5,6% nauwkeuriger.

Het opgestelde model kan in Microsoft Dynamics NAV geïmplementeerd worden. Voor bestaande producten van Bolletje kan er dan mee voorspeld worden. Om het model voor alle producten van Bolletje geschikt te maken, moet nog meer onderzoek gedaan worden. Voor het voorspellen van de afzet van nieuwe producten, wijzigingen in het huidige product en producten met zeer onregelmatige afzet (veel afzet van nul) moeten nog methoden ontwikkeld worden.



Voorwoord

Voor u ligt het rapport voor mijn bacheloropdracht, ter afsluiting van mijn bacheloropleiding Technische bedrijfskunde aan Universiteit Twente. Het doel van de het onderzoek is het ontwikkelen van een geschikt forecastingmodel voor Bolletje. Dit onderzoek is gedaan in opdracht van Newminds.

Vanuit Newminds ben ik begeleid door Erik Laarman, één van de twee eigenaren van dit bedrijf. Vanuit Universiteit Twente ben ik begeleid door Leo van der Wegen en Peter Schuur, te de werkzaam bij de faculteit Management en Bestuur in de vakgroep Operational Methods voor Production & Logistics.

Graag wil ik Erik Laarman bedanken voor zijn hulp, kritische vragen, aanwijzingen en enthousiasme tijdens mijn onderzoek. Tevens wil ik mijn begeleiders, Leo van der Wegen en Peter Schuur hartelijk bedanken voor hun begeleiding. Ook wil ik Harry Lentferink, ICT-manager bij Bolletje, en Eddy Golbach, demand planner bij Bolletje, bedanken voor de informatie die zij mij hebben gegeven en de hulp en tijd die zij in dit onderzoek hebben gestoken. Ten slotte wil ik alle medewerkers van Newminds bedanken voor de prettige werksfeer en de leuke tijd samen.

Marije Pronk
Hengelo, 25 juni 2008



Inhoudsopgave

Management samenvatting	2
Voorwoord.....	4
1 Inleiding	8
2 Achtergrond.....	9
2.1 Newminds.....	9
2.2 Bolletje.....	9
2.3 Forecasting.....	10
3 Probleemstelling.....	11
3.1 Onderzoekopdracht.....	11
3.2 Onderzoeksvraag.....	11
3.3 Onderzoeksaanpak.....	11
3.4 Deelvragen.....	12
3.5 Relevantie.....	12
3.6 Onderzoekseenheid en sleutelvariabelen.....	13
3.7 Hoofdstukopbouw.....	13
4 Forecastingmethoden.....	14
4.1 Tijdreeksmethoden.....	14
4.2 Causale methoden.....	19
4.3 Oordelende methoden.....	20
4.4 Hypothesen.....	21
4.5 Conclusie.....	22
5 Kiezen van een methode.....	24
5.1 Analyseren data.....	24
5.2 Opschonen data.....	27
5.3 Testen gekozen methode.....	34
5.4 Conclusie.....	36
6 Forecasting Bolletje.....	37
6.1 Huidige situatie Bolletje.....	37
6.2 Gewenste situatie Bolletje.....	38
6.3 Eisen en wensen model.....	39
6.4 Kenmerken data Bolletje.....	40
6.5 Conclusie.....	42
7 Model Bolletje.....	43
7.1 Baselinevoorspelling.....	43
7.2 Event voorspelling.....	49
7.3 Totale voorspelling.....	56
7.4 Evaluatie voorspelling.....	56
7.5 Conclusie.....	57
8 Implementatie.....	58
8.1 Mogelijkheden Microsoft Dynamics NAV.....	58
8.2 Implementatie methode in Microsoft Dynamics NAV.....	58
8.3 Implementatie forecasting module bij Bolletje.....	59
8.4 Conclusie.....	60
9 Conclusie en Aanbevelingen.....	61
9.1 Conclusie.....	61
9.2 Aanbevelingen.....	63

Bibliografie.....	65
Bijlagen	67
Bijlage 1: Moving averages.....	69
Bijlage 2: Simpele exponentiële smoothing	70
Bijlage 3: Holt methode	71
Bijlage 4: Winter methode	73
Bijlage 5: Decompositie	75
Bijlage 6: Simpele lineaire regressie.....	76
Bijlage 7: Berekenen autocorrelatie.....	77
Bijlage 8: Beoordelen autocorrelatie.....	78
Bijlage 9: Verwijderen van het actie-effect	79
Bijlage 10: Herkennen van uitschieters.....	80
Bijlage 11: Nauwkeurighedsanalyse.....	81
Bijlage 12: Trackingsignaal	82
Bijlage 13: Verschil wekelijkse en vierwekelijkse voorspelling	83
Bijlage 14: Voorspellen op korte en lange termijn.....	84
Bijlage 15: Vergelijkingen voorspellingen.....	85
Bijlage 16: Bijstellen parameters.....	88
Bijlage 17: Uitwerking van het maken van een voorspelling	90
Bijlage 18: Voorbeeld eventplanner.....	101
Bijlage 19: Opzet database	102
Bijlage 20: Reflectie	103

1 Inleiding

Dit onderzoek wordt gedaan in het kader van een bacheloropdracht. Deze opdracht is ter afsluiting van de bachelor Technische Bedrijfskunde aan Universiteit Twente. Het doel van het onderzoek is het ontwerpen van een forecastingmodel voor Bolletje. Dit wordt gedaan in opdracht van Newminds. Newminds is een bedrijf dat softwaresystemen, met als basis Microsoft Dynamics NAV, levert aan bedrijven. De reden dat zij zich in forecasting wil verdiepen is de vraag van de klanten naar een forecasting mogelijkheid binnen Microsoft Dynamics NAV, het softwaresysteem dat Newminds levert.

De meeste huidige klanten gebruiken geen systeem om de afzet te voorspellen, of zijn ontevreden met hun huidige systeem. Wanneer de afzet niet nauwkeurig voorspeld wordt, is het moeilijker om een productieplan op te stellen of een in te kopen aantal te bepalen. Dit kan hoge voorraden met zich mee brengen of veel "out-of-stock" artikelen. Om dit risico te reduceren kan er gebruik gemaakt worden van forecasting technieken. Door het gebruik van deze technieken kan de afzet beter voorspeld worden en aan de hand daarvan kan de productie bepaald worden. Newminds wil deze functie implementeren in Microsoft Dynamics NAV, zodat het een additioneel leverbare module wordt van het softwaresysteem dat het bedrijf gebruikt.

Een geïnteresseerde klant van Newminds is Bolletje. Bolletje heeft intern namelijk regelmatig discussie over het voorspellen van de afzet, zij is geïnteresseerd in nieuwe ideeën en zou veel baat hebben bij een forecastingmodule binnen Microsoft Dynamics NAV. Zij willen volledig meewerken aan dit project en stellen hun data beschikbaar. In eerste instantie wordt het model dan ook toegepast op een aantal producten van Bolletje. In de toekomst zal dit worden uitgebreid naar andere producten en bedrijven, zodat het als algemene module geïmplementeerd kan worden. Dit laatste valt buiten de grenzen van dit onderzoek.

In dit rapport wordt eerst de onderzoeksopzet beschreven, vervolgens worden de bestaande forecastingmethoden uitgewerkt. Nadat er beschreven wordt hoe een keuze voor een bepaalde methode gemaakt kan worden, wordt het onderzoek toegespitst op Bolletje. De wensen en eisen van Bolletje worden beschreven en er wordt met een aantal producten getest. De methode die het meest geschikt is om de afzet van deze producten te voorspellen wordt uiteindelijk uitgebreid beschreven. Aan de hand van testresultaten wordt weergegeven hoe accuraat de methode is en wordt deze vergeleken met de voorspellingen die Bolletje zelf heeft gemaakt. Als laatste wordt er beschreven hoe dit model geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV en hoe deze forecastingmodule geïmplementeerd kan worden bij Bolletje.

2 Achtergrond

2.1 Newminds

Newminds is een jong en dynamisch bedrijf, opgericht in januari 2006. Het bedrijf is gevestigd in het bedrijvengebouw "Lansinkveste" te Hergelo. Op dit moment heeft Newminds 15 werknemers in dienst. De missie van het bedrijf is: "Het vertalen van technische ERP en web-based mogelijkheden naar klantgerichte oplossingen."

Newminds ontwikkelt, implementeert en verleent support voor Microsoft Dynamics NAV, daarnaast ontwikkelt en verkoopt zij ook web-based applicaties.

Microsoft Dynamics NAV is een ERP-systeem, dat geschikt is voor middelgrote en kleine bedrijven met 1 tot 150 werkplekken.

Een ERP-systeem is een computerprogramma dat binnen bedrijven wordt gebruikt ter ondersteuning van alle processen binnen het bedrijf. Microsoft Dynamics NAV bestaat uit verschillende deelsystemen, modules, onder andere financiën, inkoop, productie, distributie, sales & marketing, service en rapportage. De klanten bepalen zelf welke modules zij willen hebben en naast deze standaardmodules is het mogelijk om bedrijfsspecifieke aanpassingen te maken. Newminds heeft zelf de mogelijkheid dingen te ontwikkelen en aan te passen. Newminds levert aan haar klanten altijd een aantal standaardmodules van NAV, waarna de standaardmodules worden aangepast aan de wensen en de eisen van de klanten. Nadat het systeem is geïmplementeerd bij de klant, blijft Newminds support verlenen.

Verder ontwikkelt Newminds webapplicaties op basis van de gegevens uit het ERP-systeem Microsoft Dynamics NAV. Hierbij valt te denken aan extranet applicaties, webshops of websites waarop onder andere prijslijsten of productassortiment worden getoond.

De klanten van Newminds zijn kleine en middelgrote bedrijven. De meer bekende bedrijven zijn Bolletje, C&A Vita en Aviko. Deze bedrijven bevinden zich in de productiebranche. De andere branches waarin huidige klanten van Newminds zich bevinden zijn marmer- en natuursteenhandel, handelsorganisaties in horeca apparatuur met eigen serviceafdeling en non-profitorganisaties.

2.2 Bolletje

Bolletje is in 1867 begonnen als bakkerij, gespecialiseerd in het maken van beschuit. Tegenwoordig produceert en verkoopt Bolletje nog steeds beschuit, maar daarnaast ook verschillende soorten koek, ontbijtproducten, hartige snacks en tussendoortjes.

Het systeem dat Bolletje gebruikt voor het maken van het hoofdproductieplan (HPP) is Microsoft Dynamics NAV. Newminds heeft dit systeem op maat gemaakt voor Bolletje en verleent de ondersteuning. Op dit moment gebruikt Bolletje een eigen ontwikkeld ERP-systeem; BLIS (Bolletje Logistiek Informatie Systeem). Microsoft Dynamics NAV wordt dus binnen Bolletje alleen als HPP applicatie gebruikt. Voor de forecasting maakt Bolletje gebruik van Plancaster. Plancaster is een forecasting package van Scanmar, maar het voldoet niet helemaal aan de wensen van Bolletje en er wordt veel ruimte voor verbetering gezien. Om deze reden hebben zij veel interesse in de ontwikkeling van een forecastingmodule door Newminds. Bolletje wil graag meedenken en meewerken met het onderzoek, zij stellen hun data hiervoor beschikbaar. Bolletje voorspelt op het niveau van planaccounts, dat wil zeggen per product per klant(groep). Voor verschil ende planaccounts zal dit onderzoek gedaan worden. Sommige producten zijn vrij stabiel, andere hebben een hoge actievevoeligheid en zijn minder stabiel. Bolletje zal volledig inzicht krijgen in dit onderzoek en zal ook op de hoogte gehouden worden van de conclusies van dit onderzoek.

2.3 Forecasting

Forecasting is het voorspellen van de toekomstige waarde van een grootheid, op basis van historische waarden of variabelen, die de te voorspellen grootheid beïnvloeden. De laatste jaren is gebleken dat er door forecasting veel kosten verlaagd kunnen worden. Als de afzet goed voorspeld kan worden, kan de voorraad, en dus de productie of inkoop, hierop aangepast worden. De voordelen zijn afhankelijk van de bedrijfsdoelstellingen, maar onder andere het afnemen van de voorraad, het verminderen van de "out-of-stock" gevallen, of het minder vernietigen van producten die niet meer houdbaar zijn. Dit brengt forse besparingen met zich mee. De afgelopen jaren besteden de meeste bedrijven steeds meer aandacht aan forecasting en komen er steeds meer forecasting systemen op de markt. Bijna alle grote bedrijven maken gebruik van een dergelijk systeem. De kleinere bedrijven echter doen ook wel aan forecasting, maar doen dit veelal met de hand of op gevoel. Zij vinden het vaak niet nodig een grote investering te doen in een softwarepakket, dat alleen gebruikt kan worden voor de forecasting. Uit recent onderzoek van MarketCap is gebleken dat er bij bedrijven grote behoefte is naar forecastingsoftware, 75% van de respondenten zegt niet tevreden te zijn met de huidige software en op zoek te zijn naar iets anders. Het blijkt tevens uit onderzoek dat bedrijven hiervoor bij voorkeur hun ERP leverancier selecteren. (Bakker, *Bedrijven zitten te springen om forecasting tools*, 2008)

Het is de bedoeling van Newminds om een extra module te ontwikkelen binnen Microsoft Dynamics NAV, waar de klant voorspellingen mee kan genereren, maar die ook in verbinding staat met de andere modules binnen het ERP-systeem. Belangrijk bij onderdelen van een groter softwaresysteem is namelijk dat het goed samenwerkt met de andere, huidige functies van het systeem. (Jain, *Benchmarking: Forecasting software and systems*, 2007)

Om een forecastingmodule op te kunnen zetten moet er eerst meer onderzoek naar forecasting gedaan worden en dient dit in het klein opgezet te worden, namelijk voor één product van één bedrijf. Als dit blijkt te werken, kan het project steeds verder worden uitgebreid, zodat er uiteindelijk een algemene forecastingmodule ontwikkeld kan worden.

3 Probleemstelling

3.1 Onderzoeksopdracht

Naar aanleiding van de deelen die Newminds over de ontwikkeling van een forecastingmodule had, is de volgende opdracht geformuleerd:

Het ontwerpen en testen van een forecastingmodel, dat geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV, om de afzet van een paar producten van Bolletje voor een bepaalde periode op korte termijn te voorspellen.

In de voorspelling dient rekening gehouden te worden met eventuele marketingacties van het bedrijf in een bepaalde periode. Bij het ontwerpen van dit model dient eerst onderzocht te worden welke forecastingmethoden er bestaan en in welke situatie deze toepasbaar zijn.

3.2 Onderzoeksvraag

Wat voor forecastingmethode is het meest geschikt om de afzet van bepaalde producten van Bolletje te voorspellen en hoe kan deze methode geïmplementeerd worden in Microsoft Dynamics NAV?

Deze onderzoeksvraag zal leiden tot een model dat Newminds kan implementeren in Microsoft Dynamics NAV, waardoor Bolletje de afzet voor een bepaald product op korte termijn kan gaan voorspellen. Vervolgens kan Newminds verder gaan met dit project en een algemener model, dat voor meer situaties geschikt is, opstellen en implementeren. Op deze manier zal er uiteindelijk een algemene forecastingmodule binnen Microsoft Dynamics NAV ontwikkeld worden.

3.3 Onderzoeksaanpak

Om de onderzoeksvraag te kunnen beantwoorden dient er allereerst gekeken te worden welke forecastingmethoden er bekend zijn in de wetenschappelijke literatuur en in welke situatie welke methode wordt toegepast. Ook dient hierbij gekeken te worden hoe uit een bepaalde reeks op te maken is welke methode er het beste bij past. Het eerste deel van het onderzoek bestaat dus uit een literatuurstudie. Als basis voor deze literatuurstudie wordt het boek Business Forecasting (Hanke & Wichern, 2008) gebruikt. Ook het boek Operation Research (Winston, 2004) beschrijft verschillende forecastingmethoden duidelijk. Voornamelijk voor de causale reeksen staan de methoden duidelijk beschreven in Methods for Business Analysis and Forecasting (Tryfos, 1992).

Nadat de methoden geanalyseerd zijn, dient er naar de data van Bolletje gekeken te worden. Welke factoren hebben een invloed op de ontwikkeling van de afzet. Op welke tijdstippen zijn er marketingacties gehouden en zijn er grote veranderingen geweest in het product. Ook dient hierbij gekeken te worden naar de huidige manier van forecasting van Bolletje, de punten die verbeterd kunnen worden en de eisen en wensen van Bolletje voor een nieuwe methode. Om deze factoren te achterhalen dient er een gesprek te zijn met de verantwoordelijke voor forecasting bij Bolletje, dr. E. Golbach. De rest van het onderzoek dient gedaan te worden aan de hand van de beschikbare data van Bolletje.

Om een geschikt model te kunnen ontwikkelen om de afzet voor Bolletje te kunnen voorspellen, dient er aan de hand van de data en de informatie die daarover bekend is, een meest geschikte methode gekozen te worden. Een aantal testen die uit de theorie kunnen worden afgeleid dienen uitgevoerd te worden en de methode die het meest geschikt lijkt, dient voorspellingen te genereren. Deze voorspellingen moeten vergeleken worden met de

voorspellingen van Bolletje. Omdat de afzet veel invloed ondervindt van marketingacties, moet er gekeken worden hoe deze acties meegenomen kunnen worden in de voorspelling. Op dit moment wordt de voorspelling in twee delen gemaakt, één voor de basisafzet en één voor de actieafzet. Voor de basisvoorspelling zal één van de methoden gekozen worden uit de literatuurstudie. Voor het voorspellen van de actieafzet zal in de wetenschappelijke literatuur gekeken worden naar methoden die dit mogelijk maken. Een artikel waarin dit wordt beschreven is: "Voorraadbeheer van promotieartikelen" (Loo, 2006). De methode in het geheel dient getest te worden op de historische afzet van Bolletje voor een periode waarover de werkelijke afzetgegevens ook bekend zijn. Op deze manier kan de nauwkeurigheid van de methode bepaald worden. Aan de hand van de nauwkeurigheid kan bepaald worden of er naar een andere methode gezocht moet worden, of dat de methode gebruikt kan worden.

Als laatste dient de methode zo weergegeven te worden, dat zowel Bolletje als Newminds deze kunnen gebruiken. Om deze methode te kunnen implementeren in Microsoft Dynamics NAV dient er een implementatieplan gemaakt te worden, waarin precies beschreven wordt wat er gedaan dient te worden om de methode uiteindelijk te kunnen gebruiken binnen Microsoft Dynamics NAV.

Het onderzoek bestaat in het kort uit:

- Literatuurstudie: inventariseren forecastingmethoden
- Interview: huidige forecastingmethode Bolletje, problemen en wensen/wensen van Bolletje
- Empirisch testen en evalueren: optimaliseren forecastingmethode
- Ontwerpen: maken van een implementatieplan, zodat de methode geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV.

3.4 Deelvragen

De deelvragen die uit de onderzoeksaanpak volgen, om een oplossing te kunnen genereren voor de onderzoeksvraag, zijn:

- Welke forecastingmethoden zijn bekend in de wetenschappelijke literatuur en waarvoor worden deze gebruikt?
- Wat zijn de kenmerken van de data van Bolletje en welke eisen stelt Bolletje aan een forecastingmethode?
- Welke forecastingmethode is het meest geschikt voor de bepaalde producten van Bolletje?
- Hoe kan de methode worden omgezet in een model, dat geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV?

3.5 Relevantie

Relevantie kan opgesplitst worden in maatschappelijke- en wetenschappelijke relevantie. Maatschappelijke relevantie is het nut van de resultaten van het onderzoek voor de opdrachtgever en eventueel voor de maatschappij in zijn algemeenheid. Wetenschappelijke relevantie is het nut van de resultaten van het onderzoek voor de wetenschap (Geurts, 1999).

Voor Newminds is dit onderzoek van belang omdat zij op deze manier meer inzicht krijgt in forecastingmethoden en de toepassing ervan. Het is de bedoeling dat het forecastingmodel dat wordt ontworpen naar aanleiding van dit onderzoek, door Newminds geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV. In de toekomst is het de bedoeling dat deze module verder wordt ontwikkeld, zodat het ook aan andere bedrijven verkocht kan worden. Deze algemene module is van groot maatschappelijk belang voor andere bedrijven. Uit recent

onderzoek is gebleken dat er veel vraag is naar goede forecastingsoftware en voornamelijk geleverd door de ERP-leverancier. (Balcker, Bedrijven zitten te springen om forecasting tools, 2008)

Voor Bolletje is dit onderzoek van belang, omdat zij op deze manier een voorspellingsmodel kunnen krijgen dat in hun huidige ERP-systeem geïntegreerd kan worden.

Dit onderzoek is vooral van belang voor Newminds, Bolletje en in de toekomst ook voor andere bedrijven. Het is een toepassing van bestaande wetenschappelijke kennis, dus het is niet van belang voor de wetenschap in het algemeen.

3.6 Onderzoekseenheid en sleutelvariabelen

De onderzoekseenheid is de eenheid die de drager is van de eigenschappen of kenmerken die onderzocht gaan worden (Geurts, 1999). De onderzoekseenheid in dit onderzoek is het product. Van deze eenheid zullen de kenmerken bestudeerd moeten worden om de afzet ervan te kunnen voorspellen. Dit onderzoek zal uitgaan van twee specifieke productcategorieën van Bolletje. Zij hebben deze categorieën gekozen, het gaat om beschuit en hartige snacks. Binnen deze categorieën bevinden zich producten met verschillende afzetkarakteristieken, zodat het interessant wordt voor beide een geschikte methode te ontwikkelen.

Sleutelvariabelen zijn kenmerken of eigenschappen van onderzoekseenheden die onmisbaar zijn voor het onderzoek (Geurts, 1999). De eigenschappen van de producten die nodig zijn voor het onderzoek zijn de historische afzet en marketingacties. Met acties wordt bedoeld het wel of niet houden van een actie in een bepaalde periode en het soort actie.

Als de methode gebruikt gaat worden om de voorraad van het product te bepalen aan de hand van de voorspelling, is het belangrijk om ook rekening te houden met de houdbaarheid, voorraad en productietijd, maar dit behoort op dit moment niet tot de scope van het onderzoek.

3.7 Hoofdstukopbouw

Hieronder volgt een korte samenvatting van de onderwerpen die per hoofdstuk aan de orde komen.

Hoofdstuk 4: De verschillende bestaande forecastingmethoden worden kort beschreven samen met de situaties waarvoor zij het meest geschikt zijn. *Deelvraag 1*

Hoofdstuk 5: In dit hoofdstuk wordt beschreven hoe er een geschikte methode gekozen kan worden om mee te forecasten. Hiervoor zal eerst ingegaan worden op de data en vervolgens de manier om de nauwkeurigheid van de voorspelling te toetsen. *Deelvraag 1*

Hoofdstuk 6: De huidige manier van voorspellen van Bolletje, de verbeterpunten die Bolletje op dit moment ziet en de eisen die zij aan een methode stelt, worden beschreven. Ook worden de afzetdata van Bolletje in dit hoofdstuk beschreven. *Deelvraag 2*

Hoofdstuk 7: In dit hoofdstuk wordt beschreven hoe er met de data van Bolletje is getest, wat deze testresultaten zijn en wat dan de uiteindelijke methode is die het meest geschikt is voor het voorspellen van de afzet bij Bolletje. *Deelvraag 3*

Hoofdstuk 8: In dit hoofdstuk wordt beschreven hoe de forecastingmethode geïmplementeerd kan worden in Microsoft Dynamics NAV en hoe deze module bij Bolletje geïmplementeerd kan worden. *Deelvraag 4*

Hoofdstuk 9: De belangrijkste conclusies van het onderzoek worden beschreven. Ook kan er naar aanleiding van het onderzoek nog veel meer gedaan worden op het gebied van forecasting binnen Microsoft Dynamics NAV. Aanbevelingen voor vervolgonderzoek worden in dit hoofdstuk gegeven, als mede aanbevelingen voor forecasting in het algemeen.

4 Forecastingmethoden

Er bestaan veel verschillende forecastingmethoden. Deze zijn onder te verdelen in twee groepen, de kwantitatieve en de kwalitatieve methoden. De kwantitatieve methoden zijn gebaseerd op wiskundige modellen, de kwalitatieve op het oordeel van de voorspeller (Reid & Sanders, 2005). De kwantitatieve methoden kunnen vervolgens gesplitst worden in enerzijds de methoden die voorspellen aan de hand van historische gegevens, de tijdreeksen, en anderzijds de methoden die voorspellen aan de hand van onafhankelijke variabelen, de causale reeksen. De kwalitatieve methoden worden ook wel de oordelende methoden genoemd (Jain, Benchmarking: Forecasting models, 2007). In §4.1 worden de tijdreeksmethoden besproken, in §4.2 de causale methoden en in §4.3 de oordelende methoden. Vervolgens worden in §4.4 een aantal hypothesen besproken en in §4.5 wordt de conclusie van het hoofdstuk beschreven.

4.1 Tijdreeksmethoden

Als er sprake is van een tijdreeksmethode wil dat zeggen dat de voorspellingen van een grootte gebaseerd zijn op gegevens uit het verleden van die grootte en niet zozeer afhankelijk zijn van andere variabelen. Tijdreeksen kunnen een aantal patronen bevatten, namelijk een trend, seizoensinvloed, cyclisch patroon of een random patroon. Een trend is een lange termijn component die de groei of daling in de tijdreeks over een bepaalde periode representeert. Een cyclische component is een golvende fluctuatie rondom een trend. Een seizoen component is een patroon van veranderingen dat zichzelf herhaalt, seizoen na seizoen. Een seizoen houdt hier een vaste periode in, bijvoorbeeld een week, maand of kwartaal. Een random patroon houdt in dat er geen vast patroon te herkennen is (Hanke & Wichern, 2008).

4.1.1 Naïeve methode

De laatste historische observatie is de voorspelling voor de volgende periode bij de naïeve methode. Deze methode is alleen geschikt bij een zeer constante afzet. Bij alle andere patronen genereert deze methode een zeer grote fout (Hanke & Wichern, 2008).

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1}$$

Y_t : werkelijke afzet periode t

\hat{Y}_t : voorspelling periode t

4.1.2 Average methodes

Bij de average methodes wordt de voorspelling gebaseerd op het gemiddelde van een bepaald aantal meest recente observaties. De verschillende vormen van average methodes worden hieronder beschreven.

Simple average

De voorspelling voor de volgende periode is het gemiddelde van alle relevante historische data. Om deze methode te kunnen gebruiken moet de afzet vrij constant zijn, grote veranderingen zullen niet snel opgemerkt worden (Hanke & Wichern, 2008).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{t} * \sum_{n=1}^t Y_n$$

Y_n : werkelijke afzet periode n

\hat{Y}_t : voorspelling periode t

t : periode laatste observatie

Moving average

Bij de moving average methode worden alleen de meest recente observaties gebruikt om een voorspelling voor de volgende periode te maken. Hoeveel observaties dit zijn, dient bepaald te worden door voor verschillende aantallen relevante observaties de voorspelfout, de Mean Absolute Deviation (MAD), te berekenen. Het aantal observaties waarbij de MAD minimaal is, wordt gekozen als optimaal aantal observaties en wordt gebruikt bij het voorspellen (zie §5.3.1. voor het berekenen van de MAD).

De perioden die meegenomen worden, krijgen allen gelijke gewichten. Deze methode is niet geschikt voor data met een duidelijke trend of seizoensinvloed (Hanke & Wichern, 2008).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{k} * \sum_{n=t-k+1}^t Y_n$$

Y_n : werkelijke afzet periode n

\hat{Y}_t : voorspelling periode t

k : aantal mee te nemen periodes

In Bijlage 1: Moving averages wordt deze methode in stappen beschreven

Moving average & seasonality

Bij moving averages en seasonality wordt de moving average berekend, maar wordt er ook rekening gehouden met een seizoensinvloed, door per seizoen de afwijking van de trend te berekenen (dit kan door middel van de additieve (opgetelde) of de multiplicatieve (vermenigvuldigde) versie). De gemiddelde afwijking per seizoen is de seizoensinvloed. Met deze seizoensinvloed kan er een model opgesteld worden door gebruik te maken van dummyvariabelen, dit zijn variabelen die de waarde nul of één aannemen. Voor elke periode bevat het model een dummyvariabele. In de periode waarvoor de dummyvariabele staat neemt hij de waarde één aan, in de andere perioden de waarde nul. Op deze manier wordt in elke periode de juiste seizoensinvloed meegenomen. Een voorbeeld van dit model:

$$\hat{Y}_t = [b_0 + b_1 t] + c_1 X_1 + \dots + c_{12} X_{12}$$

X_1 - X_{12} dummyvariabelen voor jan-dec

c_1 - c_{12} seizoensinvloed per maand

Door middel van deze vergelijking kan de voorspelling gemaakt worden. (Tryfos, 1998)

Moving average en seasonality kan gerekend worden tot zowel de tijdreeksmethoden als de causale methoden. Dit is afhankelijk van het eerste deel van de berekening (het deel tussen de vierkante haken in de formule). Als deze waarde vaststaat, is er sprake van een causale methode. Maar als dit getal elke periode opnieuw berekend wordt aan de hand van historische waarden, zoals bij moving averages oorspronkelijk het geval is, is er sprake van een tijdreeksmethode.

Double moving averages

De moving average van een moving average reeks wordt berekend. Deze methode is voornamelijk geschikt voor data die een lineaire trend bevatten. Alle andere factoren worden afgezwakt, doordat er twee keer het gemiddelde wordt genomen (Hanke & Wiersma, 2008).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{k} * \sum_{s=t-k+1}^t M_s$$

$$M_s = \frac{1}{k} * \sum_{n=t-k+1}^s Y_n$$

Y_n : werkelijke afzet periode n

\hat{Y}_t : voorspelling periode t

k : aantal mee te nemen perioden

4.1.3 Exponential smoothing

Exponential smoothing is een methode waarbij de voorspelling gebaseerd is op het verleden, maar aan zowel de laatste observatie als aan de oude voorspelling wordt een bepaald gewicht meegegeven. De verschillende vormen van deze methode worden hieronder beschreven.

Simple exponential smoothing

De voorspelling wordt aangepast aan de hand van de meest recente observatie. De nieuwe voorspelling is α maal de laatste observatie plus $1-\alpha$ maal de laatste voorspelling.

$$\hat{Y}_t = \alpha * Y_{t-1} + (1-\alpha) * \hat{Y}_{t-1}$$

\hat{Y}_t : voorspelling afzet voor periode t

Y_t : werkelijke afzet periode t

α : smoothing constante, $0 \leq \alpha \leq 1$

De waarde van α wordt iteratief bepaald aan de hand van de kleinste error, bijvoorbeeld de MAD (Winston, 2004). Bij deze methode is het lastig verder dan één periode in de toekomst te voorspellen. Om dit wel te kunnen doen moet de voorspelde waarde voor de volgende periode ook als werkelijke observatie gezien worden. Op deze manier blijft de voorspelling voor meer perioden in de toekomst altijd constant.

$$\hat{Y}_{t+p} = \hat{Y}_{t+1}$$

Hierbij is " t " de periode waarvan alle gegevens bekend zijn, en " p " het aantal periodes later, afhankelijk van de periode waarvoor de voorspelling gemaakt moet worden.

In Eijlage 2: Simpele exponentiële smoothing, wordt simple exponential smoothing in stappen beschreven.

Holt methode

De methode van Holt is geschikt voor data met een trend. In deze methode worden de smoothed reeks en de trend van elkaar gescheiden en beide krijgen ze een eigen smoothing constante. Op deze manier is de methode erg flexibel en worden de waarden telkens bijgesteld aan de hand van de oude voorspelling en de werkelijke waarde van de afzet. De smoothing constanten worden net als bij de simpele exponentiële smoothing bepaald door de kleinste error, de MAD (Winston, 2004).

$$\begin{aligned}\hat{Y}_t &= L_{t-1} + T_{t-1} \\ L_t &= \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}\end{aligned}$$

\hat{Y}_t : voorspelling afzet voor periode t

Y_t : werkelijke afzet periode t

L_t : smoothed level

T_t : geschatte trend

α, β : smoothing constante, $0 < \alpha, \beta < 1$

Deze methode kan ook gebruikt worden om een voorspelling voor een langere periode te maken aan de hand van één set gegevens. De formule die dan toegepast dient te worden is:

$$\hat{Y}_{t+p} = L_t + pT_t$$

Hierbij is "t" de periode waarvan alle gegevens bekend zijn, en "p" het aantal periodes later, afhankelijk van de periode waarvoor de voorspelling gemaakt moet worden.

In Bijlage 3: Holt methode wordt deze methode in stappen beschreven.

Winter methode

De Winter methode is geschikt voor data met een trend en een seizoensinvloed. De Winter methode is eigenlijk een aanpassing op de Holt methode. Seizoenseffecten worden verwijderd uit de data en met een eigen smoothing constante weer in de voorspelling meegenomen. Per seizoen wordt de corresponderende seizoensinvloed meegenomen. Deze methode wordt vaak gebruikt voor het voorraad beheer als de afzet duidelijk seizoensafhankelijk is (Hanke & Wichern, 2008).

$$\begin{aligned}\hat{Y}_t &= (L_{t-1} + T_{t-1})S_{t-s} \\ L_t &= \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \\ S_t &= \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}\end{aligned}$$

\hat{Y}_t : voorspelling afzet voor periode t

Y_t : werkelijke afzet in periode t

L_t : smoothed level periode t

T_t : trend periode t

S_t : seizoensinvloed periode t

s : aantal seizoensperioden per jaar

α, β, γ : smoothing constante, $0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$

Ook met deze methode kan er voor een langere termijn voorspeld worden. De formule hiervoor is: $\hat{Y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p}$

De gegevens over periode "t" zijn bekend. "p" is het aantal perioden na periode "t", waar de voorspelling over gemaakt wordt.

Als er geen trend in de data zit, kan er vaak beter voor een andere methode gekozen worden.

In Bijlage 4: Winter methode wordt deze methode in stappen beschreven.

4.1.4 Decompositie van tijdreeksen

Decompositie werkt vanuit het identificeren van de componenten die elke waarde in de reeks beïnvloeden. Deze componenten zijn, trend(T), cyclisch(C), seizoen(S) en random(I).

Er dient een model opgesteld te worden, waarin de tijdreeks uitgedrukt wordt in T, C, S en I.

Er zijn twee soorten modellen, het additieve (optellen) en het multiplicatieve (vermenigvuldigen) model. Het additieve model wordt gebruikt als de variantie gedurende de hele reeks ongeveer gelijk is, de multiplicatieve als de variantie groeit of daalt.

Het model heeft een vergelijking, die afhankelijk is van de trend curve, als basis. Vervolgens wordt er een seizoensindex, cyclische index en een random index aan deze vergelijking toegevoegd. Het model kan dan voorspellingen genereren. Vaak is het zeer moeilijk om de verschillende componenten te achterhalen. Het is moeilijk te zien of iets bij de seizoens- of de cyclische component hoort, of bij de random- of de cyclische component. Hieronder staan de vormen van de twee modellen.

Additieve model:

$$\hat{Y}_t = T_t + S_t + C_t + I_t$$

Multiplicatieve model:

$$\hat{Y}_t = T_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot I_t$$

Bij het genereren van een voorspelling worden zowel de cyclische- als de random component meestal verwaarloosd, omdat het gemiddelde gelijk is aan één, bij het multiplicatieve model. (of nul bij het additieve model).

De techniek die gebruik maakt van decompositie en over algemeen het beste werkt, is het verwijderen van de seizoenscomponent, deze overblijvende data vervolgens voorspellen met de moving average of Holt methode en vervolgens aan het einde de seizoenscomponent toevoegen, middels het additieve of multiplicatieve model. (Makridakis et al., 1984)

In Bijlage 5: Decompositie is één vorm van deze decompositie uitgewerkt, de seizoenloze data voorspelling via moving average en vervolgens het seizoenscomponent aan de voorspelling toevoegen middels het multiplicatieve model. Er is gekozen om deze methode uit te werken, omdat Bolletje ook op deze manier zijn voorspellingen genereert.

4.1.5 Box-Jenkins Methodology (ARIMA)

De ARIMA methode is een methode die zowel voor stationaire- als niet stationaire tijdreeksen geschikt is. Stationaire reeksen variëren rond een vast niveau, niet stationaire reeksen hebben geen constant gemiddeld niveau.

De Box-Jenkins methode is een iteratief proces, het stopt pas als het meest passende model is gevonden. De methode is een combinatie van de geïntegreerde (I) autorgressie (AR) en moving average (MA) methoden.

AR(k) methoden zijn autorgressie methoden, waarbij de voorspelling voor de volgende periode afhankelijk is van de invloed van de observaties van de "k" vorige periodes.

MA(q) methoden zijn de moving averages methoden (§4.1.2), "q" is aantal vorige error termen die in de voorspelling voor de volgende periode meegenomen dienen te worden.

Het geïntegreerde (I) is nodig om van een niet stationaire reeks een stationair model te maken.

Deze methode is een zeer complexe methode. In de onderzochte literatuur wordt dan ook aangeraden deze methode alleen te gebruiken als alle andere methoden niet geschikt

blijken te zijn. De ARIMA methode is vrijwel altijd toepasbaar, maar zeer complex. (Tryfos, 1998) Technisch is het dus ook zeer lastig deze methode te implementeren in Microsoft Dynamics NAV. Om deze redenen is er in overleg met Newminds besloten deze methode niet te gaan gebruiken. Als achteraf blijkt dat alle gebruikte methoden ongeschikt zijn, zal er verder in deze methode verdiept moeten worden.

4.2 Causale methoden

Causale methoden worden gebruikt voor voorspellingen, waarbij één of meerdere variabelen de waarde van de afhankelijke variabele, de afzet, bepaalt. Hieronder worden de verschillende methoden besproken.

4.2.1 Regressie

Simpele lineaire regressie

Bij simpele lineaire regressie wordt gezocht naar een lijn die het best past bij de data, de "fitted regression line". Door middel van deze lijn kunnen voorspellingen gemaakt worden.

De werkelijke waarden liggen of boven of onder deze lijn. Regressie analyse kan helpen om de relatie tussen de onafhankelijke en de afhankelijke variabele te karakteriseren (Tryfos, 1998).

$$Y_x = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

$$\hat{Y}_x = \beta_0 + \beta_1 x$$

Y_x : werkelijke waarde afzet bij waarde x

\hat{Y}_x : voorspelde waarde afzet bij waarde x

β_0, β_1 : snijpunt y as, richtingscoëfficiënt

x : onafhankelijke variabele

ε : voorspelfout

In Bijlage 6: Simpele lineaire regressie wordt deze methode in stappen verder uitgewerkt.

Het interval waarbinnen de werkelijke waarde van de voorspelling waarschijnlijk ligt, met een bepaalde betrouwbaarheid, kan bepaald worden door de standaard error of forecast, s_f , te berekenen.

Het interval is: $|\hat{Y} \pm t \cdot s_f|$

$$s_f = s_{y,x} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X - \bar{X})^2}{\sum(X - \bar{X})^2}}$$

$$s_{y,x} = \sqrt{\frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{n - 2}}$$

$s_{y,x}$: standaard error van de schatting

n : aantal observaties

t komt uit de student-verdeling met $n-2$ vrijheidsgraden, bij een bepaalde betrouwbaarheid.

Meervoudige regressie

Bij meervoudige regressie wordt er gebruik gemaakt van meer dan één onafhankelijke variabele om een afhankelijke variabele te voorspellen. Een goede voorspellende variabele is gerelateerd aan de afhankelijke variabele en niet erg gerelateerd aan de andere onafhankelijke variabelen.

Om er achter te komen of de onafhankelijke variabelen echt onderling onafhankelijk zijn en een significante invloed hebben op de afhankelijke variabele dient er een correlatiematrix tussen de variabelen opgesteld en geanalyseerd te worden. De correlaties tussen de variabele en zichzelf en tussen de verklarende en de onafhankelijke variabele dienen berekend te worden. Als de waarde tussen de afhankelijke en de onafhankelijke variabele ongeveer gelijk is aan nul, is deze onafhankelijke variabele niet significant genoeg om meegenomen te worden. Deze variabele heeft te weinig invloed op de onafhankelijke variabele. De vergelijking met zo min mogelijk verklarende variabelen is meestal de beste.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

Y: afhankelijke variabele

b_i: regressie coëfficiënt van variabele x_i

x_i: onafhankelijke variabele

De parameters b_i worden geschat door de kleinste kwadraatsom te berekenen. Het is moeilijk dit met de hand te berekenen, Microsoft Excel en SPSS hebben hier verschillende functies voor.

Meervoudige regressie wordt veel gebruikt voor economische, maar ook voor business doeleinden. Regelmatig worden de sales en de cash flows hiermee voorspeld.

Regressie met tijdreeks data

Sommige variabelen zijn gecorreleerd over de tijd. Dit houdt in dat ze hun invloed niet alleen in deze periode uitoefenen, maar ook in een aantal perioden erna.

Het standaard model voor een 1^o orde autoregressie model is:

$$\hat{Y}_t = b_0 + b_1Y_{t-1}$$

Y_t: observatie periode t

\hat{Y}_t : voorspelling periode t

b₀, b₁: geschatte coëfficiënten

Er kunnen meer variabelen aan dit model toegevoegd worden om ook de invloed van meer perioden in het verleden mee te kunnen nemen.

Ook seizoensinvloeden kunnen meegenomen worden in dit model, door dummyvariabelen voor de seizoenen in te voegen. Elke dummyvariabele krijgt vervolgens zijn eigen coëfficiënt mee. Deze methode is onder andere geschikt voor sales forecasting, personeel schattingen en voorraad controle (Tryfos, 1998).

4.3 Oordelende methoden

Bij het voorspellen is nagevraagd altijd het oordeel van de forecaster, de verantwoordelijke voor de voorspellingen, van belang. Als er nog maar weinig historische data beschikbaar zijn, is dit soms de enige manier om een voorspelling te maken. Uit onderzoek is gebleken dat bij veel historische data het oordeel vaak niet zo goed klopt, de kwantitatieve forecastingmethoden zijn dan vaak beter. Bij weinig historische data klopt het oordeel van

de forecaster vaak beter (Hanka & Wichern, 2008). Methoden die gebruikt kunnen worden om via de mening van de forecasters tot een voorspelling te komen zijn:

- Groei curve
- Delphi methode
- Scenario schrijven

Deze methoden worden verder niet uitgewerkt in dit rapport. Het zijn niet het soort methoden waar Bolletje naar op zoek is en ze zijn niet goed te implementeren in een computersysteem. De forecasters gebruiken deels hun eigen gevoel. Wel is het belangrijk dat de forecasters blijven nadenken, ook als het computerprogramma de voorspellingen maakt. Als er uit het programma totaal andere waarden komen dan de forecaster zou verwachten, dient hij uit te zoeken hoe dit kan en of de waarden wel betrouwbaar genoeg zijn. De voorspellingen kunnen niet zonder nadenken overgenomen worden. Ook moeten uitzonderingen wel zelf door de forecaster worden toegevoegd aan de voorspelling. Voorbeelden van uitzonderingen zijn onderhoud aan productielijnen of stakingen.

4.4 Hypothesen

Naar verwachting zal de methode, die het meest geschikt is om de reguliere afzet van Bolletje te voorspellen, gebaseerd zijn op een tijdreeksmethode. Voor een nieuwe voorspelling wordt gebruik gemaakt van de historische gegevens. Er wordt niet vanuit gegaan dat veel andere causale relaties een grote rol spelen, als de invloed van marketingacties niet wordt meegenomen. Causale methoden zijn meer van belang bij economische voorspellingen. (Olsen & Jose, 1982) De exponential smoothing methoden zijn methoden die veelal gebruikt worden voor voorraad management en verkoop voorspellingen. (Bermúdez, Segura, & Verscher, 2006) Zij zijn speciaal geschikt voor korte termijn voorspellingen. In het bijzonder is Winters exponential smoothing methode vaak geschikt voor het voorspellen van de verkooporders. Er moet dan wel een trend en een seizoencomponent in de afzet aanwezig zijn (Suryapranara, 2003). Om de invloed van acties mee te nemen moet misschien wel naar de causale methoden gekeken worden.

Er hoeft niet naar de meest ingewikkelde methode gezocht te worden om een goede voorspelling te maken. Uit verschillende onderzoeken is gebleken dat ook de meer "simple" methoden goede voorspellingen kunnen genereren. Dus ook de simpelere methoden dienen meegenomen te worden in de analyse van de verschillende mogelijk geschikte methoden voor dit onderzoek. (Makridakis, Hibon, & Ord, 2000)

In Figuur 1 wordt schematisch weergegeven welke methode in welke situatie theoretisch het best toegepast kan worden, om korte termijn voorspellingen te maken. Een aantal van de methoden die in de vorige paragrafen zijn beschreven, staan niet in het model. De reden hiervoor is dat ze zo simpel zijn, dat ze voor vrijwel alle situaties een te grote fout genereren, waardoor er beter voor een andere methode gekozen kan worden (naïeve methode, simple averages). Ook de oordelende methoden zijn niet opgenomen in dit schema. Deze methoden zijn niet goed te integreren in een computersysteem en worden voornamelijk gebruikt in situaties waar geen historische data bekend zijn, bij nieuwe producten. In dit onderzoek richter we ons alleen niet op deze situatie. De ARIMA methode is wel opgenomen in het keuzemodel, maar dient alleen gebruikt te worden als de andere methoden ongeschikt blijken te zijn.

methoden die waarschijnlijk het meest geschikt zijn om de reguliere afzet van Bolletje te kunnen voorspelen, zijn de tijdreeksmethoden. Bij de tijdreeksmethodes worden de voorspellingen gebaseerd op historische waarden. Bij Bolletje speelt de tijd de meest belangrijke rol op de reguliere afzet, waarschijnlijk zijn deze methoden dan het meest geschikt. De causale methoden worden meer gebruikt voor economische doeleinden of als externe factoren erg veel invloed hebben op de vraag. De oordelende methodes zijn moeilijk te implementeren in een softwaresysteem en vooral geschikt als er weinig informatie over de historische afzet bekend is. Bij Bolletje is dit niet het geval. Het is wel bij elke methode van belang dat het oordeel van de forecaster ook meegenomen wordt bij het maken van voorspellingen. Een forecaster kan meer kennis hebben van een bepaalde situatie dan een computersysteem en kan de voorspelling daarmee nauwkeuriger maken. Deze kennis moet altijd meegenomen kunnen worden.

Het patroon in de data bepaald theoretisch welke tijdreeksmethode het meest geschikt is om te gebruiken voor het voorspellen. Bij de causale modellen spelen andere factoren, zoals het aantal variabelen en het verband tussen de afhankelijke en de onafhankelijke variabele een rol. Welke methode in welke situatie het meest geschikt is, is weergegeven in Figuur 1. De minst nauwkeurige en de meest complexe methoden zijn hier achterwege gelaten, omdat ze niet relevant zijn voor het onderzoek (Mavridakis, Hibon, & Ord, 2000).

5 Kiezen van een methode

Om een methode te kiezen die aansluit bij de data van het bedrijf, is het noodzakelijk de data eerst te analyseren om te kijken wat voor patronen zij bevatten. Dit wordt in §5.1 beschreven. Als er vervolgens een goede voorspelling gemaakt moet worden, dienen de data eerst opgeschoond te worden. Het effect van de gehouden acties en uitschieters moet uit de data verwijderd worden (Troost, 2007). In §5.2 wordt dit proces beschreven. Om te testen of de gekozen methode aansluit bij de werkelijke observaties moet de nauwkeurigheid van de voorspelling berekend worden. In §5.3 wordt beschreven hoe dit uitgevoerd kan worden. De belangrijkste conclusies van dit hoofdstuk staan in §5.4.

5.1 Analyseren data

In Figuur 1 is weergegeven welke factoren de keuze van een methode beïnvloeden, of welke factoren belangrijk zijn bij het maken van een keuze. De waarden van deze factoren dienen bepaald te worden tijdens het analyseren van de data. Hieronder volgt per factor een beschrijving om de waarde ervan te bepalen en de conclusie die hier vervolgens uit getrokken mag worden. Allereerst een paragraaf die beschrijft wat er moet gebeuren als er gaten in de historische data aanwezig zijn.

5.1.1 Gaten in de historische data

Het kan voorkomen dat er waarden ontbreken in de historische data. Er moet bekeken worden of een gat in de data voor het bedrijf betekent dat de waarde niet bekend is, of dat de afzet in desbetreffende periode nul was. Wanneer een lege cel betekent dat de afzet nul is, moet er een functie gemaakt worden die deze lege cellen opvult met nullen. Voor het verwijderen van nul waarden gelden de regels die in §5.2.3 genoemd worden.

Als een gat in de data betekent dat er een waarde ontbreekt, moet deze waarde in eerste instantie vervangen worden door het gemiddelde van de waarde voor dit gat en de waarde erna. Vervolgens moet via de autocorrelatiecoëfficiënten het patroon in de data bepaald worden (zie §5.1.3). Als het patroon van de data bekend is, moeten de gaten opnieuw vervangen worden op dezelfde manier als de waarden bij acties en uitschieters (zie §5.2.1). De manier van vervangen van waarden is namelijk afhankelijk van het patroon in de data. Om de waarden opnieuw te kunnen vervangen wanneer het patroon bekend is, moet er een label meegegeven worden aan deze waarden als ze de eerste keer vervangen worden. Na het bepalen van het patroon worden de waarden met dit label opnieuw vervangen.

5.1.2 Soort methode

Allereerst is het van belang te beslissen of er gebruik gemaakt gaat worden van de tijdreeksmethoden of de causale methoden. Het bedrijf dat de voorspellingen wil gaan maken heeft hier vaak wel een idee over. Willen zij de voorspellingen maken aan de hand van historische afzetwaarden of aan de hand van verklarende variabelen. Deze beslissing zal een groot aantal methoden uitsluiten om te gebruiken. Als de forecaster absoluut niet weet welke van de twee methoden hij wil gaan gebruiken kan hij een tijdplot maken. Een tijdplot is een grafiek waarin de afzet wordt uitgezet tegen de tijd. Als er duidelijk een patroon in de data te herkennen is, is een tijdreeksmethode waarschijnlijk een goede keuze. Als dit niet zo is, zouden de data ook tegen een aantal verklarende variabelen uitgezet kunnen worden, waarvan verwacht wordt dat zij een grote invloed hebben op de afzet. Als hier een patroon in te herkennen is, zijn de causale methoden waarschijnlijk een goede keuze. Voorbeelden van verklarende variabelen zijn prijs, temperatuur en prijs van de concurrent.

Er zijn ook situaties waarin bedrijven een combinatie willen gebruiken van beide methoden. Voor de reguliere afzet worden dan vaak de tijdreeksmethoden gebruikt, voor de bijzondere situaties of toevoegingen op de reguliere afzet, zoals marketingacties, worden de causale methoden gebruikt.

De methode die voor Bolletje ontwikkeld zal worden, zal voor de reguliere afzet hoogstwaarschijnlijk gebaseerd zijn op tijdreeksmethoden. Voor de volledigheid van dit rapport zal ook kort aandacht besteed worden aan het bepalen van de waarden van de factoren bij causale methoden.

Hieronder wordt eerst de stap beschreven die doorlopen moeten worden als er een tijdreeksmethode gebruikt gaat worden (§5.1.3), vervolgens kort de stappen die doorlopen moeten worden wanneer er is gekozen voor een causale methode (§5.1.4 en §5.1.5).

5.1.3 Herkennen patroon

Om vast te stellen welke patronen de data bevatten, kan de autocorrelatie berekend worden. De autocorrelatie beschrijft het correlatiepatroon in een reeks waarnemingen. De autocorrelatie coëfficiënt drukt uit in hoeverre de waarnemingen op verschillende tijdstippen, lags, afhankelijk zijn van elkaar.

$$\text{Autocorrelatiecoëfficiënt (lag } k) = r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$

r_k = autocorrelatie coëfficiënt voor lag (vertragingfactor) k

\bar{Y} = gemiddelde van de waarden van de reeks

Y_t = observatie in tijd periode t

Als het patroon random is, zal de autocorrelatiecoëfficiënt ongeveer gelijk zijn aan nul. Als de data een trend bevatten, zal de autocorrelatiecoëfficiënt voor de eerste waarden van k ongeveer gelijk zijn aan één en voor hogere waarden van " k " naar nul naderen. Indien de data een seizoensinvloed bevatten, zal de autocorrelatiecoëfficiënt voor de verschillende seizoenswaarden van " k " ongeveer gelijk zijn en ongelijk aan nul. Dus niet alleen de eerste paar waarden hoeven ongelijk te zijn aan nul. Deze methode is in Bijlage 7: Berekenen autocorrelatie in stappen beschreven.

Om te kunnen bepalen of de autocorrelatie coëfficiënt gelijk is aan nul, kan de standaard error, $SE(r_k)$, berekend worden.

$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} r_i^2}{n}}$$

r_i : autocorrelatie coëfficiënt lag i

k : de tijd lag

n : aantal observaties in de data reeks

De waarde van " t " hangt af van de betrouwbaarheid die gekozen wordt. Het zijn de onder- en bovengrens van de t - (student) verdeling met $n-1$ vrijheidsgraden, bij dit bepaalde betrouwbaarheidsniveau. Bijvoorbeeld bij een betrouwbaarheidsniveau van 0,05, zijn het de boven en ondergrens bij een 0,025 punt t -verdeling. Het interval waarin r_k dient te liggen om als random gezien te worden wordt dan $[0 \pm t SE(r_k)]$ (Hanke & Wicherr, 2008).

Er kan ook bepaald worden of de autocorrelatiecoëfficiënt gelijk is aan nul door gebruik te maken van een vuistregel.

Als de autocorrelatiecoëfficiënt buiten de range $\left| \hat{\rho} \pm 1,96 * 1/\sqrt{n} \right|$ valt, betekent dit dat deze significant afwijkt van nul, dus dat hij correleert. Bij deze vuistregel is "n" het aantal perioden waarvan de werkelijke afzetwaarden bekend zijn, dus het aantal observaties. "n" is in de ideale situatie gelijk aan 50 en het aantal lags waarvoor de autocorrelatiecoëfficiënt berekend dient te worden is dan gelijk aan n/4 (Ramasubramaniam, 2007). De methode kan ook toegepast worden als er minder dan 50 observaties bekend zijn. Het aantal lags moet dan wel minimaal gelijk aan het aantal perioden in één jaar zijn.

Deze methode is uitgewerkt in Bijlage 8: Beoordelen autocorrelatie.

Een andere controle, om te testen of een reeks autocorrelatiecoëfficiënten afwijkend is van nul, is het uitvoeren van de Ljung Box Q-statistics. Voor een bepaalde reeks met k lags kan er getest worden of deze significant afwijkt van nul. Als dit zo is bevatten de data een trend en/of seizoensinvloed. Als dit niet zo is bevatten de data geen trend of seizoensinvloed. De Q waarde dient vergeleken te worden met de waarde uit de χ^2 -verdeling, waarbij het aantal vrijheidsgraden gelijk is aan het aantal lags dat getest wordt bij een betrouwbaarheid van 95%. (Hanke & Wichern, 2008)

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{k}$$

n: aantal observaties in de tijd serie

k: de tijd lag

m: aantal te testen tijd lags

r_k: autocorrelatie coëfficiënt van lag k

Er is gekozen voor de vuistregel methode om de autocorrelatie te analyseren, omdat hij snel en gemakkelijk uit te voeren is er het voor het verdere voorspelproces niet erg belangrijk is of dit zeer nauwkeurig is gebeurd. Op basis van het patroon in de data wordt in eerste instantie niet direct een methode geselecteerd. Verschillende methoden worden onderling vergeleken. Als er uiteindelijk blijkt dat de optimale methode altijd overeenkomt met de methode die geselecteerd zou worden aan de hand van het patroon in de data, zal het in het vervolg wel op deze manier gebeuren.

5.1.4 Aantal onafhankelijke variabelen

Welke variabele(n) afhankelijk is (zijn) van de afzet moet veelal zelf bepaald worden door de forecaster. Een aantal voorbeelden van mogelijke verklarende factoren zijn: prijs, reclamehoeveelheid, weer en prijs van de concurrent. Als er een aantal factoren benoemd zijn, die mogelijk van invloed zijn op de afzet, kan de correlatie tussen de afzet en deze factoren berekend worden, om te kijken of ze daadwerkelijk invloed uitoefenen. Ook moet de correlatie tussen de verschillende onafhankelijke variabelen berekend worden, om te kijken of ze niet onderling ook samenhangen. Als dit wel het geval is dienen ze niet beide meegenomen te worden, maar samengevoegd te worden. De variabelen zijn onafhankelijk van elkaar als de correlatiecoëfficiënt ongeveer gelijk is aan nul. Als deze significant groter is dan nul is er sprake van afhankelijkheid. Er moet geprobeerd worden te zoeken naar een model met zo min mogelijk verklarende variabelen. (Hanke & Wichern, 2008)

$$\text{Correlatie coëfficiënt } (r) = \frac{n \sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{n \sum X^2 - (\sum X)^2} \sqrt{n \sum Y^2 - (\sum Y)^2}}$$

n: aantal observaties

X : waarde onafhankelijke variabele
 Y : waarde afhankelijke variabele

5.1.5 Lineariteit

Om te bepalen of er een lineair verband bestaat tussen de verklarende variabele (X) en de afzet (Y), dient als eerste een lineaire regressie lijn opgesteld te worden. Als vervolgens R^2 , de determinatie coëfficiënt, berekend wordt, kan er beoordeeld worden of er een lineair verband bestaat. R^2 laat namelijk zien welke percentage van de variabiliteit van Y wordt verklaard door de verschillen in X . Als R^2 groter is dan 90% bestaat er een lineair verband tussen X en Y (Winston, 2004). Dit kan alleen gebruikt worden voor één onafhankelijke variabele.

regressielijn: $Y_x = h_0 + h_1 x$

$$h_1 = \frac{\sum(X - \bar{X}) * (Y_x - \bar{Y})}{\sum(X - \bar{X})^2}$$

$$h_0 = Y - h_1 * \bar{X}$$

X : waarde onafhankelijke variabele
 \bar{X} : gemiddelde van de onafhankelijke variabelen
 Y_x : waarde van de afzet bij een bepaalde x
 \bar{Y} : gemiddelde van de afzetwaarden

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}$$

5.2 Opschonen data

De historische data worden bij tijdreeksmethoden gebruikt om voorspellingen in de toekomst te maken. Als bepaalde effecten zoals marketingacties of uitschieters, door onverwachte gebeurtenissen zoals storingen of kapotte machines er niet uit gefilterd worden, worden zij meegenomen bij het maken van een nieuwe voorspelling. Dit zorgt voor een minder betrouwbare voorspelling. Een hoge afzet in bijvoorbeeld week 13 van 2005 door een actie niet wil zeggen dat de afzet in week 13 van 2007, of in de weken na de actie, ook enorm hoog is. Om deze misvoorspellingen te voorkomen worden de data opgeschoond.

Het opschonen van de data dient per week te gebeuren, ook al is de voorspelperiode groter dan een week. Acties hebben per week namelijk verschillende invloeden en om deze te kunnen zien voor nieuwe actievoorspellingen is het belangrijk dat de data per week worden opgesplitst in de reguliere afzet en de actieafzet. Ook kunnen waarden nauwkeuriger vervangen worden als zij er per week uitgefilterd worden.

5.2.1 Verwijderen effect actie

De periode vanaf de leverweek, de start met het leveren van de goederen die voor een actie zijn ingekocht, tot en met de week waarin de invloed van de actie nog zichtbaar is, omdat de consument verzadigd is, of de klant nog hoge voorraden heeft, noemen we de actie beïnvloede weken. Bij Boletje is er vastgesteld dat de eerste drie weken na een actie nog tot

deze periode betreffen. Na deze drie weken is er geen effect meer te zien. In Figuur 2 is dit in een voorbeeld van de afzet voor, tijdens en na een actie ook te zien.

Week	Afzet regulier	Afzet actie	Afzet netto	Actie-effect
W200708				
W200709				
W200710				
W200711				
W200712				Leverweek
W200713				Actieweek
W200714				Verkoop 1/3 van verkoop voor actie
W200715				Verkoop ong. 5% van verkoop voor actie
W200716				Verkoop 1/2 van verkoop voor actie
W200717				Verkoop ongeveer gelijk aan verkoop voor actie
W200718				Normale vermindering in bepaalde week, omdat
W200719				week erna verkoop hoger dan gemiddeld

Figuur 2: Actie-effect in actie beïnvloede periode

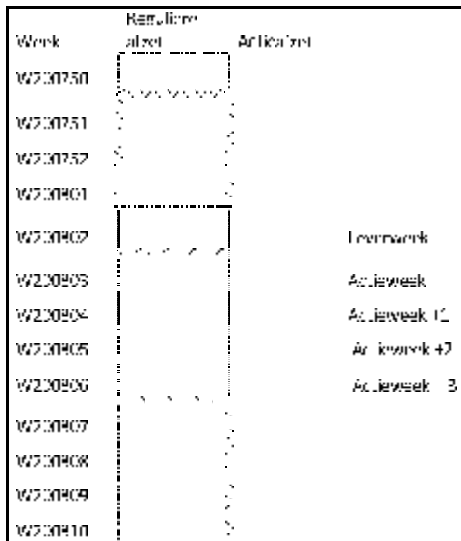
Voor meerdere producten is er bekeken wat de invloed is van een actie op de afzet in de weken na de actie. Ook in die situaties kwam het bovenstaande na voren, de afzet in de eerste drie weken na een actie wordt beïnvloed door die actie.

In deze actie beïnvloede weken dienen de "reguliere" afzet waarden vervangen te worden door andere waarden. Uit deze waarde moet het effect van de actie verwijderd zijn. Op deze manier wordt er een meer betrouwbare baseline gegenereerd. Deze nieuwe baseline kan dan ook gebruikt worden om nieuwe voorspellingen te maken, acties worden niet meegenomen en kunnen uiteindelijk aan de baselinevoorspelling toegevoegd worden.

De vervangende waarde voor de actie beïnvloede weken wordt bij data die een trend bevatten (ta beoordelen door het berekenen van de autocorrelatie) gelijk aan het gemiddelde van één voorspelperiode voor de te vervangen week en één voorspelperiode na de "actie beïnvloede weken" (methode 1). Er is gekozen om hier twee voorspelperioden data voor te gebruiken, omdat het gemiddelde van twee voorspelperiode een meer betrouwbare waarde geeft dan één periode. Meer dan twee perioden worden er niet meegenomen om zo dicht mogelijk bij de werkelijke periode te blijven.

Het verwijderen van het actie-effect dient gedaan te worden voor de historische waarden voordat je voor het eerst voorspellingen wilt gaan maken en voor nieuwe waarde die bekend worden als de methode in werking is. In de eerste situatie zou er maar één methode gebruikt hoeven worden om de waarden te vervangen, namelijk methode 1. Maar in de tweede situatie is deze niet te gebruiken. De waarden na de door actie beïnvloede weken zijn nog niet bekend. Om deze reden is er ook een tweede methode toegevoegd, deze wordt standaard gebruikt voor data zonder trend. Als er een nieuwe afzetwaarde bekend wordt bij de data met trend, wordt deze eerst vervangen volgens methode 2, zodra er meer waarden bekend geworden zijn, wordt methode 1 gebruikt.

Een voorbeeld van het verwijderen van het actie-effect bij bekende historische data met trend (methode 1):



- Actie beïnvloede weken
- Benodigde waarden voor Baseline W200802
- Benodigde waarden voor Baseline W200803

Baseline W200802: (voorspelperiode = 1 week)

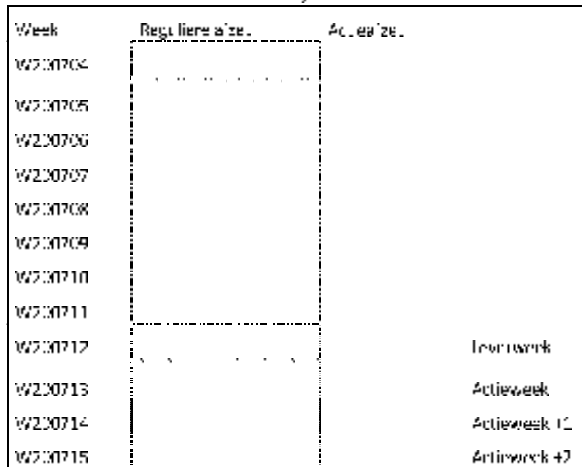
$$\frac{a}{B} = 18.190$$

Baseline W200803: (voorspelperiode = 4 weken)


$$\frac{b}{B} = 18.106$$


Bij data zonder trend is de vervangende waarde het gemiddelde van de twee voorspelperioden ervoor (methode 2). Eén voorspelperiode bestaat uit 8 weken. Deze methode kan ook gebruikt worden bij data met trend om een tijdelijke vervangingswaarde toe te kennen, als de waarden na de te vervangen waarde nog niet bekend zijn.


Een voorbeeld van het verwijderen van het actie-effect bij data zonder trend (methode 2):



W200716		Actieweek +3
W200717		

 Actie beïnvloede weken

 Benodigde waarden voor Baseline W200712

 Benodigde waarden voor Baseline W200713

Baseline W200712: (voorspelperiode = 1 week)

$$\frac{c}{B} = 64.680$$

Baseline W200713: (voorspelperiode = 4 weken)

$$\frac{d}{B} = 64.845$$

In Bijlage 9: Verwijderen van het actie-effect is dit gehele proces nogmaals stapsgewijs beschreven.

Eij een bedrijf dat zijn actieafzet al duidelijk scheidt van zijn reguliere afzet en zijn reguliere afzet niet laat beïnvloeden door een actie hoeft deze stap niet uitgevoerd te worden.

5.2.2 Verwijderen uitschieters

De data moeten gecontroleerd worden op uitschieters, er kan een aantal keer een afzet ontstaan zijn die erg veel hoger of lager is dan de gemiddelde afzet per periode, waarbij het erg onwaarschijnlijk is dat deze periodiek nogmaals zal voorkomen. Het kan zijn dat er onbekende omstandigheden zijn opgetreden, waardoor de afzet eenmalig is beïnvloed. Als deze waarde niet verwijderd worden, worden zij meegenomen in de nieuwe voorspelling en kunnen deze voorspelling op een negatieve manier beïnvloeden. Van te voren is niet zeker of de waarde eenmalig voorkomt, of dat het afzetpatroon daadwerkelijk gaat veranderen en een waarde met deze orde van grote in de toekomst regelmatig gaat voorkomen. Daarom moeten de data constant gecontroleerd worden op deze uitschieters en moeten ze voor de desbetreffende voorspelling verwijderd worden. Bij de volgende voorspelling moet er van de oorspronkelijke data uitgegaan worden (de data met uitschieters) en moeten de uitschieters opnieuw bepaald en verwijderd worden. Op deze manier wordt er voorkomen dat veranderingen in het patroon van de data niet herkend worden, omdat de nieuwe waarden als uitschieters gezien worden.

Uitschieters kunnen gevonden worden door de differenties te berekenen tussen de geobserveerde waarden en de gemiddelde waarde van de afzet. Waarden met een groot verschil zijn uitschieters en moeten verwijderd worden. Om te bepalen wat een te groot verschil is, worden de berekeningen voor het opstellen van een boxplot toegepast. De waarden die buiten de range van de boxplot vallen, zijn uitschieters (Kallenberg, 2006). Hoe deze methode toegepast wordt voor het vinden van uitschieters is beschreven in Bijlage 9: Verwijderen van het actie-effect.

Het verwijderen van de uitschieters gaat op dezelfde manier als het verwijderen van het actie-effect. Als een waarde die gebruikt moet worden voor het berekenen van de vervangingswaarde zelf ook een uitschieter is, die nog niet is vervangen, kan deze niet meegenomen worden en wordt er een waarde daarna meegenomen.

Een voorbeeld:

Week	Reguliere afzet
...	
W200822	
W200823	

W200624		
W200625		
W200626		
W200627		Uitschieter
W200628		
W200629		Uitschieter
W200630		
W200631		
W200632		
W200633		

Baseline W200627: (voorspelperiode = 4 weken)

$$\frac{e}{n} = 9.360$$

Als er geen twee voorspelperioden aan data zijn voor de eerste uitschieter, omdat er niet meer data bekend zijn, moeten de waarden die wel bekend zijn meegenomen worden. De rest van de waarden (om tot een totaal van twee voorspelperioden te kunnen komen) moet na de uitschieter genomen worden.

Een voorbeeld:

Week	Reguliere afzet	Uitschieter
W200601		
W200602		
W200603		
W200604		
W200605		
W200606		
W200607		
W200608		
W200609		
W200610		

Baseline W200606: (voorspelperiode = 4 weken)

$$\frac{f}{8} = 4.568$$

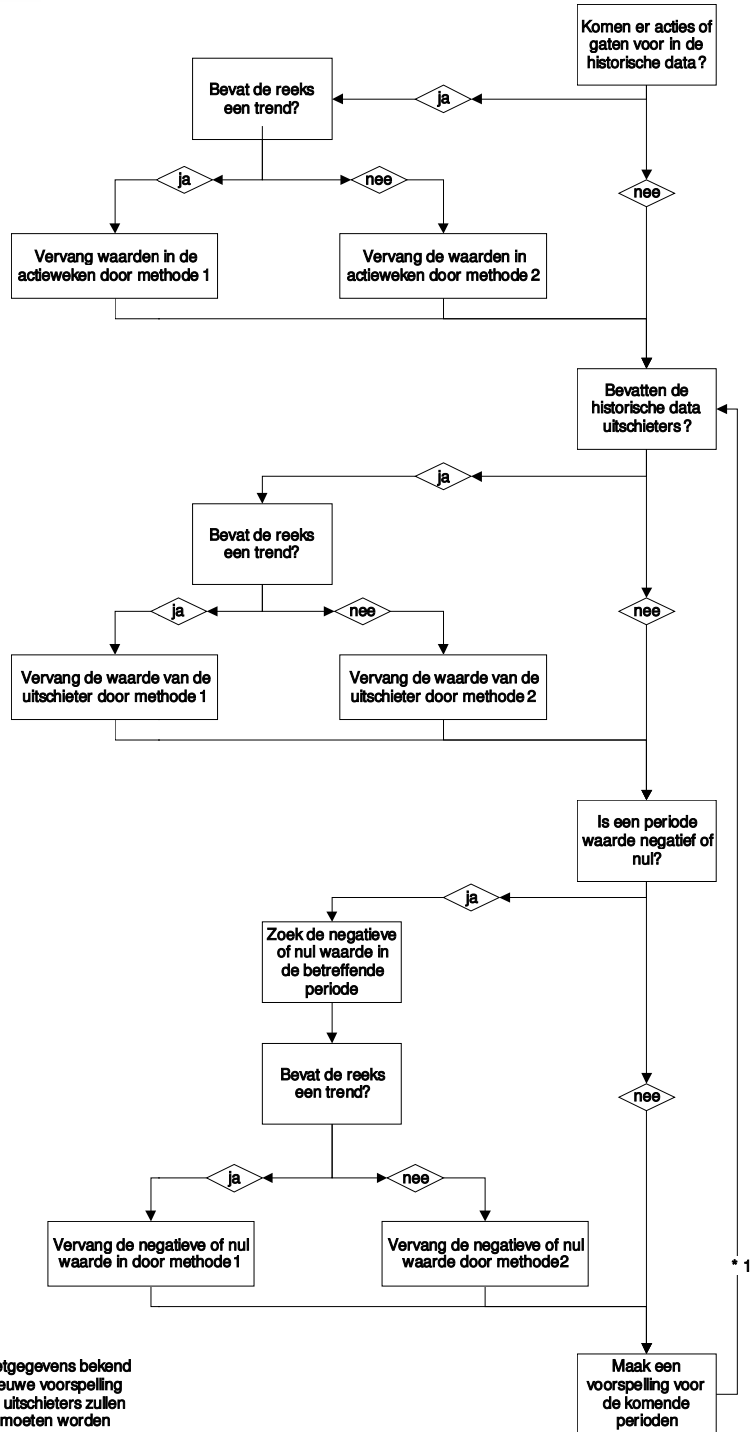
5.2.3 Verwijderen negatieve- of nul waarden in voorspelperioden

Het kan voorkomen dat de set van historische afzetdata voor bepaalde weken negatieve- of nul waarden bevat. Als er voorspeld wordt op periodeniveau en een periode uit een aantal weken bestaat, levert dit meestal geen problemen op. Als de waarden zeer klein zijn, of uitzonderlijk t.o.v. de rest van de data, worden ze al gezien als uitschieter en vervangen. Maar als de data veel spreiding hebben, kan het zijn dat de waarde niet herkend wordt. De periodewaarden dienen dus nog gecontroleerd te worden op negatieve- of nulwaarden. Als deze er niet in zitten, kunnen de data gebruikt worden om te voorspellen. Als de periode waarde negatief of gelijk aan nul is, dient deze waarde in de week afzetdata gezocht te worden en toch vervangen te worden volgens de manier beschreven bij het verwijderen van actieafzet.

Als een bedrijf voor bepaalde producten een zeer lage afzet heeft en het regelmatig voorkomt dat zij perioden geen afzet hebben, kunnen deze waarden niet vervangen worden. Het afzetpatroon wordt anders totaal gewijzigd. De forecaster dient dit dan van te voren aan te geven in het systeem, data moeten niet gecontroleerd en opgeschoond worden. Welke forecastingmethode goed geschikt is om in deze situatie voorspellingen te kunnen maken zal nog verder onderzocht moeten worden. Bij Bolletje komt deze situatie niet voor.

De MPE en de MAPE (nauwkeurigheidsmaten zie §5.3.1) kunnen niet berekend worden als de afzet op enig moment nul is. Bij deze nauwkeurigheidsmaten wordt er gedeeld door de afzet op een bepaald moment. Als deze afzetwaarde nul is, is dit niet mogelijk.

In Figuur 3 is het gehele proces van het opschonen van de data schematisch weergegeven.



*1: Als er nieuwe afzetgegevens bekend zijn, moet er een nieuwe voorspelling gemaakt worden, de uitschieters zullen opnieuw bepaald moeten worden

Figuur 3: Opschonen van de data

5.3 Testen gekozen methode

Voordat een gekozen forecastingmethode daadwerkelijk in gebruik genomen kan worden, dient deze eerst getest te worden. Een strategie om een forecastingmethoden te testen is:

- Selecteer een forecastingmethode gebaseerd op intuïtie over de soort data (Figuur 1)
- Split de data in 2 secties, de initialisatie sectie en de test sectie
- Gebruik de geselecteerde forecastingmethode om fittende waarden te ontwikkelen voor de initialisatie sectie van de data
- Gebruik de methode om de test sectie te voorspellen en de nauwkeurigheid te berekenen en te evalueren (zie §5.3.1)
- Neem een beslissing, gebruik de methode in zijn huidige vorm, pas de methode aan of gebruik een andere methode en vergelijk de resultaten. (Hanke & Wichern, 2008)

In de volgende hoofdstukken zal er een methode voor Bolletje gekozen worden en zal deze getest worden volgens de hierboven beschreven stappen. Wel is ervoor gekozen om in de eerste stap verschillende methoden te selecteren, zodat de onderlinge resultaten hiervan in de laatste stap vergeleken kunnen worden en op die manier de beste methode geselecteerd kan worden. Dit wordt gedaan, omdat het niet helemaal zeker is of het theoretische model van wanneer welke methode geschikt is in elke praktijksituatie geldt. Voor de vergelijking van de verschillende methoden worden verschillende nauwkeurigheidsmaten gebruikt.

5.3.1 Nauwkeurigheid

Er zijn verschillende manieren om de forecasting error, ofwel de nauwkeurigheid te bepalen. Omdat de verschillende manieren verschillende dingen berekenen is het handig om een aantal van deze maten te berekenen. Vier verschillende nauwkeurigheidsmaten worden hieronder beschreven (Hanke & Wichern, 2008). Als er sprake is van een causale reeks, dient de "t" vervangen te worden door "x", de voorspellingen bij alle waarden van "x" dienen geëvalueerd te worden door de nauwkeurigheid te bepalen. De nauwkeurigheidsmaten worden gebruikt voor het kiezen van een methode, het vaststellen van de optimale parameters behorende bij een methode en de evaluatie van de voorspelling als de werkelijke waarden bekend zijn. In Bijlage 11: Nauwkeurigheidanalyse, worden de verschillende methoden stap voor stap beschreven, zodat ze in Microsoft Dynamics NAV geprogrammeerd kunnen worden.

Om te garanderen dat de voorspelling binnen een bepaalde betrouwbaarheid blijft er om in te kunnen spelen op plotselinge marktveranderingen dient een bepaalde error tijdens het forecasting proces continu bijgehouden te worden. Deze error wordt een trackingsignaal genoemd. Als deze error een bepaalde limiet overschrijdt, dient de methode bijgesteld te worden, of dient er een andere methode gekozen te worden.

Mean Absolute Deviation (MAD)

De MAD berekent het aantal eenheden dat gemiddeld te veel of te weinig wordt voorspeld. Omdat de absolute waarden meegenomen worden, kan er niet worden gezien of er onder- of overschat wordt door de forecastingmethode.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

Y_t : observatie van periode t

\hat{Y}_t : voorspelling voor periode t

n : aantal observaties

Root Mean Squared Error (RMSE)

De RMSE geeft ook aan hoeveel eenheden er gemiddeld onder- of overschat wordt, maar hecht extra waarde aan de grote afwijkingen, door deze te kwadrateren. De RMSE prefereert methoden die altijd een gemiddelde fout hebben boven methoden die meestal een kleine fout hebben, maar soms een extreem hoge fout.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}$$

Y_t : observatie van periode t
 \hat{Y}_t : voorspelling voor periode t
 n : aantal observaties

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

De MAPE drukt de fout uit als percentage van de werkelijke waarnemingen. Deze methode is vooral goed te gebruiken als er sprake is van een hoge afzet. Een uitdrukking van de fout in percentages is dan overzichtelijker dan een fout in units. Deze methode is niet te gebruiken indien de afzet, observatie, gedurende een bepaalde periode nul is, omdat er dan een deling door nul ontstaat.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

Y_t : observatie van periode t
 \hat{Y}_t : voorspelling voor periode t
 n : aantal observaties

Mean Percentage Error (MPE)

De MPE is goed te gebruiken om te testen of de methode vooral onder- of overschat. Als de methode onvooroordeld is, dus niet systematisch onder- of overschat is de waarde ongeveer gelijk als nul. Als de methode systematisch overschat is de MPE negatief, als hij systematisch onderschat is hij positief.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)}{Y_t}$$

Y_t : observatie van periode t
 \hat{Y}_t : voorspelling voor periode t
 n : aantal observaties

Trackingsignaal

Een trackingsignaal is een hulpmiddel om de kwaliteit van de voorspelling weer te geven. Als de waarde te hoog wordt, betekent dit dat de forecastingmethode verbeterd dient te worden. De voorspelling wijkt te veel af (Reid & Sanders, 2005). Ook de andere maten voor de nauwkeurigheid dienen constant aan de gebruiker weergegeven te worden, daar kan de forecaster zelf conclusies uit trekken. Maar om de voorspeller te waarschuwen bij te grote afwijkingen wordt het trackingsignaal aan de methode toegevoegd.

Tracking signaal:

Als $\frac{\sum error}{MAD} < 3$ of $\frac{\sum error}{MAD} > 3$, dan methode bijstellen

Het trackingsignaal kijkt naar een te grote afwijking en kijkt of de voorspelling constant over- of onderschat. Het trackingsignaal moet een melding geven aan de gebruiker van het systeem, zodat hij de methode aanpast. Een optimale methode zou zo voorspellen, dat het trackingsignaal ongeveer gelijk aan nul is. De error is bij een optimale methode standaardnormaal verdeeld, met een verwachtingswaarde van nul. Als het trackingsignaal een hoge waarde aanneemt, is het onwaarschijnlijk dat de verwachtingswaarde van de error nul is, dus moet de methode aangepast worden of moet er een andere methode gekozen worden.

De kritieke waarde voor het trackingsignaal is plus of min drie, dit is drie keer de standaardafwijking. De kans dat een standaardnormale verdeling deze waarde overschrijdt is zeer klein. Als het trackingsignaal overschreden is, moet de methode aangepast worden. In Bijlage 12: Trackingsignaal, staat beschreven hoe dit in het forecasting systeem geprogrammeerd kan worden.

5.4 Conclusie

Om een methode te kiezen die het best past bij de data, zoals beschreven is in hoofdstuk 4, moeten de data geanalyseerd worden (§5.1). Het patroon in de data kan herkend worden door het beoordelen van de autocorrelatiecoëfficiënt. Het bepalen van de verklarende variabelen moet grotendeels door de forecaster zelf gedaan worden. Als de data zijn geanalyseerd, moeten zij opgeschoond worden (§5.2). Het effect van acties moet verwijderd worden, om zo een zo nauwkeurig mogelijke baselinevoorspelling te kunnen maken. Ook moeten uitschieters verwijderd worden, dit zijn extreem hoge of lage waarden, waarschijnlijk ontstaan door onvoorziene omstandigheden. Als de data "zuiver" zijn, kan er met verschillende forecastingmethoden getest worden. Om te kijken hoe nauwkeurig een methode voorspelt en de optimale methode te kunnen selecteren, zijn er verschillende nauwkeurigheidsmaten. De MAD, RMSE, MAPE en de MPE worden in dit onderzoek gebruikt (§5.3). Ook dient er tijdens het voorspellen een trackingsignaal bijgehouden te worden om veranderingen in het patroon van de data op tijd te kunnen herkennen.

6 Forecasting Bolletje

In §6.1 wordt beschreven hoe Bolletje op dit moment zijn voorspellingen maakt. De gewenste situatie wordt beschreven in §6.2. Na aanleiding van de verschillen tussen de huidige en de gewenste situatie en verschillende gesprekken met dhr. E. Go bach, demand planner bij Bolletje zijn er eisen en wensen voor een nieuw systeem opgesteld. Deze zijn beschreven in §6.3. Deze analyse vormt de basis voor een nieuw forecastingmodel voor Bolletje. In §6.4 wordt de afzetdata van Bolletje beschreven.

6.1 Huidige situatie Bolletje

Bolletje gebruikt op dit moment Plancaster als forecastingsoftware. Het systeem genereert vierwekelijkse voorspellingen op klant(groep)-artikel niveau. Artikelen zijn producten op het meest gedetailleerde niveau, een doos met 48 rollen naturel beschuit is een ander artikel dan een doos met 24 rollen beschuit. De vierwekelijkse voorspelling wordt op weekniveau gespecificeerd, dit wordt gedaan door de periode voorspelling te delen door vier. Deze wekelijkse voorspelling vormt de basis voor het hoofdproductieplan (HPP).

De voorspelling wordt gemaakt uit twee verschillende voorspellingen, één voor de baseline en één voor de acties/events. De voorspelling van de baseline is gebaseerd op twee jaar aan historische data. De netto afzetdata worden gebruikt als historische data om de reguliere afzet te voorspellen. Ook de extra afzet door acties is in deze netto afzetdata opgenomen en wordt er op dit moment nog niet uitgefilterd. Bolletje is bezig om dit te veranderen. De voorspelling wordt gemaakt door binnen de modelinrichting gebruik te maken van automatische instellingen, deze zijn moving averages totals (k=13 (één jaar)) met seizoensinvloed en zonder trend. Voor bepaalde klant(groep)-artikel combinaties worden deze instellingen (seizoensinvloed en trend) aangepast, maar over het algemeen wordt het basispatroon voor elk product aan de hand van de vaste instellingen voorspeld. De seizoensinvloeden worden berekend door het periode (seizoen) gemiddelde van de afgelopen twee jaar te delen door de gemiddelde afzet van het desbetreffende jaar. De moving average waarde vermenigvuldigd met deze seizoensinvloed geeft de voorspelling voor een bepaalde periode.

De eventplanner wordt gebruikt om de invloed van een bepaalde actie aan de baselinevoorspelling toe te voegen. De input hiervoor is de overeengekomen actie tussen de klant en de Bolletje account/sales manager. Wanneer er een actieovereenkomst is gesloten tussen de klant en de sales manager voert de sales service medewerker deze in in de eventplanner en maakt hierbij ook een prognose van de verwachte verkoophoeveelheid. Deze prognose is grotendeels gebaseerd op ervaringen uit het verleden. Ongeveer vier weken voor de voorspelling ontvangt de afdeling Sales de prognose van de klant. Deze wordt getoetst aan de prognose van Bolletje. Bij een grote afwijking tussen de verschillende prognoses wordt deze gewijzigd of wordt er contact opgenomen met de klant. De werkelijke afzethoeveelheid ligt hiermee nog niet vast. Met de meeste klanten is namelijk afgesproken dat de werkelijke afname een bepaald percentage van de prognose mag afwijken. In de toekomst wil Bolletje dat ook het lever- en promotie profiel van de klant een rol gaat spelen. Zij zijn bezig dit in samenwerking met Plancaster op te zetten en te testen. In het leverprofiel staat het moment van leveren beschreven, gemeten vanaf de actieweek. De basis hiervoor is het historische actie bestelritme van de klant. In het promotieprofiel is vastgelegd wat de effecten zijn van een promotie in de weken na een promotie. Het leverprofiel is van belang, omdat daarmee bekend is in welke week voor de actie een bepaalde klant normaal zijn levering wil ontvangen in zijn distributiecentra. Dit is normaal gesproken de week voor de

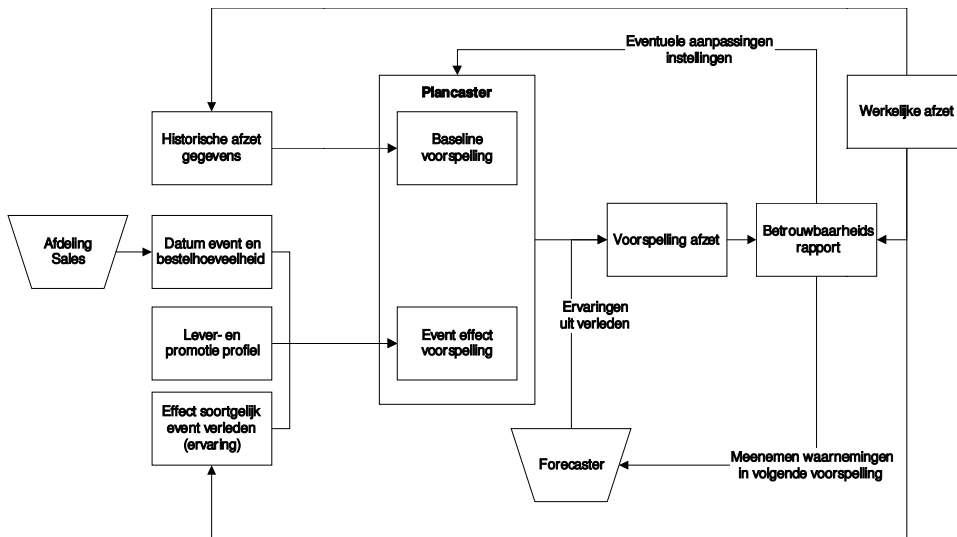
actieweek, zodat de klant zelf de tijd heeft de producten vanuit de distributiecentra naar de supermarkten te vervoeren. Ook wordt hierin opgenomen welk percentage van de totale actiehoeveelheid er in de leverweek en welk percentage er in de actieweek geleverd dient te worden. Aan de hand van het promotieprofiel kan de reguliere afzet in de weken na de actie bijgesteld worden. In dit profiel is namelijk vastgelegd hoe de afzet gemiddeld reageert op een actie, dus wat de toe- of afname is in de eerste weken na een bepaalde actie. De cijfers in beide profielen staan redelijk vast en worden nauwelijks bijgesteld.

De voorspellingen van de baseline en de event planner worden uiteindelijk samengevoegd. De forecaster beoordeelt het resultaat en wijzigt deze indien hij uit ervaring iets anders verwacht dan is voorspeld. De totale voorspelling is op deze manier gegenereerd.

Per vier weken wordt er naar aanleiding van de werkelijke afzet een betrouwbaarheidsrapport gemaakt op productgroep niveau. De bevindingen kunnen gebruikt worden om de instellingen te veranderen, maar dit wordt nauwelijks gedaan. Wel neemt de forecaster het resultaat mee in zijn ervaring, zodat hij de volgende keer in soortgelijke situatie anders kan handelen. De gemiddelde betrouwbaarheid voor de totaalvoorspellingen van Bolletje ligt tussen de 75% en 80%.

Vier keer per jaar wordt er op groepsniveau getotaliseerd, een voorbeeld van een groep is "beschuit". Door de afzetontwikkeling te bestuderen wordt er gekeken of de afzet zich anders is gaan gedragen, of zij bijvoorbeeld een trend bevat, of dat er juist een trendbreuk is ontstaan. Omdat dit maar vier keer per jaar wordt gedaan, worden deze veranderingen regelmatig (te) laat opgemerkt.

In Figuur 4 is het gehele voorspelproces schematisch weergegeven.



Figuur 4: Voorspellen van de afzet voor één artikel van één klant bij Bolletje

6.2 Gewenste situatie Bolletje

Bolletje zou haar voorspellingen het liefst op weekniveau maken. De acties kunnen dan beter meegenomen worden, omdat deze ook op weekniveau bekend zijn. De voorspellingen

dieren op het meest gedetailleerde niveau, klant(groep)-artikel niveau gemaakt te worden. De acties en verkooppatronen variëren namelijk tussen de verschillende artikelen en de verschillende klant(groepen). De voorspelling kan het beste gemaakt worden in twee delen, één voor de baseline en één voor de acties.

De baseline dient voorspeld te worden door de methode te gebruiken die het best bij de afzetontwikkeling van het product past. De voorspelling is gebaseerd op de historische afzet gegevens, maar hier wordt de invloed van acties uitgefiterd. Het zou randig zijn als bepaalde instellingen op hoog niveau veranderd kunnen worden, zodat ze vervolgens voor een groot deel van de artikelen gelden. Het systeem geeft een advies om een bepaalde methode toe te passen, deze wordt vervolgens standaard gebruikt, maar kan gewijzigd worden door de forecaster als hij/zij een goede reden heeft om een bepaalde methode te willen gebruiken.

Het voorspellen van de invloed van een actie dient gedaan te worden aan de hand van de informatie die bekend is door de afspraak tussen de klant en de afdeling Sales en de resultaten van acties uit het verleden. Aan het systeem waarin de acties ingevoerd worden en waarmee de prognoses gemaakt worden, is het lever- en promotie profiel van de planaccount gekoppeld. Op deze manier is het duidelijk in welke periode hoeveel producten beschikbaar dienen te zijn. Dit lever- en promotieprofiel wordt continu bijgesteld door de werkelijke resultaten van afgelopen acties. Als bij de historische data duidelijk aangegeven wordt dat er een actie was en het soort actie, kan het programma zelf het effect van deze actie berekenen. De combinatie van deze twee factoren zorgt ervoor dat het resultaat voorspeld wordt. De forecaster dient hier een bepaalde controle over uit te voeren, zodat hij het niet zonder nadenken kan overnemen. De voorspelling van de baseline en de actieafzet wordt vervolgens samengevoegd, zodat de totale voorspelling ontstaat.

Continu moet de fout bijgehouden worden. Als deze een bepaalde waarde overstijgt, zal er door het systeem een alarm gegeven moeten worden, zodat de forecaster samen met het systeem een analyse uit kan voeren op de data om te kijken of het patroon is veranderd en er een andere methode gebruikt moet worden of dat er aanpassingen van de parameters nodig zijn.

Eens per maand dient op groepsniveau gekeken worden of het afzetpatroon van de productgroep is veranderd en of dit aanpassingen aan de methode vereist.

6.3 Eisen en wensen model

Naar aanleiding van de belangrijke vragen voor het vaststellen van een geschikte forecastingmethode (Harke & Wichern, 2008, pp. 76-77) en de vergelijking tussen de huidige en de gewenste situatie, zijn de volgende eisen opgesteld:

- De voorspelling dient gemaakt te worden voor de afzet van een klant(groep)-artikel combinatie
- De voorspelling dient op twee niveau gespecificeerd te worden
- De methode moet voor een jaar in de toekomst kunnen voorspellen, deze waarden mogen tussentijds wel steeds bijgesteld worden. De voorspellingen voor de eerst komende vier weken liggen vast.
- De voorspelling wordt gemaakt door de afdeling Demand planning (forecaster)
- De afdeling Sales moet ook met het systeem kunnen werken om acties toe te voegen
- De voorspelling moet de basis zijn voor het hoofdproductieplan van de afdeling Logistiek
- De voorspelling dient gebaseerd te worden op historische data

- De historische data die gebruikt kunnen worden is op weekniveau, alle historische data zijn beschikbaar
- De totaalvoorspelling dient nauwkeuriger te zijn dan het gemiddelde in de food industrie, 73% per artikel, bij voorspellingen voor 1 maand vooruit (Jain, Benchmarking: Forecasting Errors, 2006).

De wensen van Bolletje zijn gebaseerd op gebreken van het huidige voorspelsysteem en ideeën die in overleg naar voren zijn gekomen:

- De voorspelling dient wekelijks gemaakt te worden
- De forecaster dient zelf ook nog invloed te kunnen uitoefenen op de voorspelling en dient actief bij het proces betrokken te worden
- Continu dient de nauwkeurigheid van de voorspellingen bijgehouden te worden, zodra deze een maximum overschrijdt van een bepaald percentage, dient de forecaster een waarschuwing te krijgen en het model te evalueren of aan te passen.
- De resultaten van acties en bepaalde evenementen dienen bewaard te blijven door aan deze data een label toe te kennen
- De resultaten van acties (opgeslagen in lever- en promotie profiel) dienen continu bijgesteld te worden

6.4 Kenmerken data Bolletje

Om te onderzoeken welke voorspelmethode het meest geschikt is voor Bolletje, zijn historische afzetdata nodig. Om te kunnen beoordelen of de voorspellingen die deze methode genereren beter zijn dan de huidige methode van Bolletje, zijn ook de historische voorspellingen van Bolletje nodig. In de volgende subparagrafen staat beschreven welke data Bolletje beschikbaar heeft gesteld, op welke manier deze worden gebruikt in dit onderzoek en welke patronen deze data vertonen.

6.4.1 Verkregen data

Bolletje heeft haar afzetdata en voorspellingen van week 1 2006 tot en met week 20 2008, van de productcategorieën beschuit en hartige snacks, beschikbaar gesteld. Er is gekozen voor deze twee categorieën, omdat het de grootste productcategorieën van Bolletje zijn en de afzet ontwikkeling erg verschilt. Bolletje hanteert verschillende niveaus in haar producten. Allereerst bestaan er de productcategorieën. Deze bestaan uit verschillende productlijnen. De categorie hartige snacks bestaat bijvoorbeeld uit de productlijnen bakkerzoutjas en pretzels. Een productlijn bestaat uit verschillende productgroepen. De productlijn pretzels bestaat bijvoorbeeld uit de productgroepen pretzels specialiteiten en pretzels naturel. Deze productgroep bestaat vervolgens uit verschillende artikelen (producten), waarbij bijvoorbeeld een doos met 24 rollen naturel beschuit een ander artikel is dan een doos met 12 rollen naturel beschuit.

Ook van de klanten zijn de data op verschillende detailniveaus beschikbaar, de afzet op alle productniveaus voor alle klanten totaal en de afzet op alle productniveaus per klant(groep).

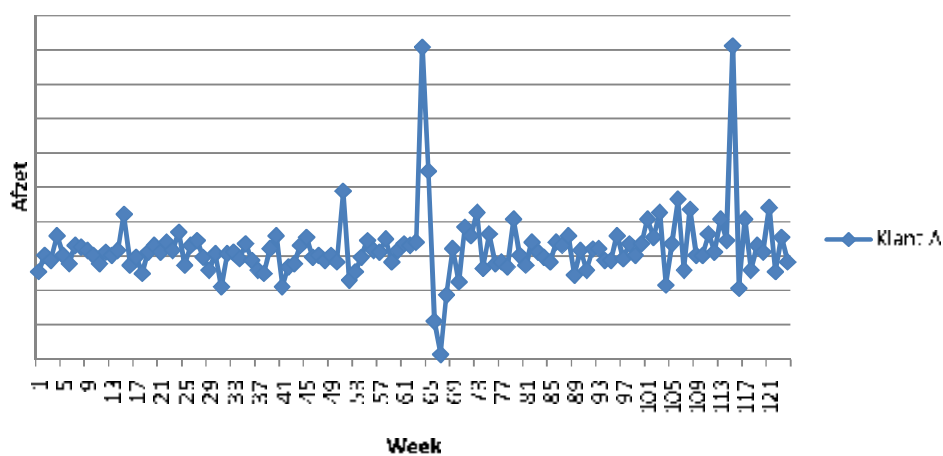
Bolletje voorspelt op het klant(groep)-artikel niveau. Als zij een voorspelling op één van de andere niveaus willen maken, tellen zij deze gedetailleerde voorspellingen op. De voorspellingen voor deze minder gedetailleerde niveaus worden vaak gebruikt om de betrouwbaarheid van de voorspellingen te bekijken.

In dit onderzoek worden uit beide productcategorieën een aantal klant(groep)-artikel combinaties gekozen om de te ontwikkelen methode mee te testen. Deze producten worden vrij random gekozen, maar wel op een zodanige manier dat het mogelijk is bepaalde

vergelijkingen te maken. Verschillende artikelen van eenzelfde klant en verschillende klanten van eenzelfde artikel worden gekozen. In het onderzoek wordt alleen gekeken naar bestaande producten. De introductie van nieuwe producten wordt niet meegenomen, omdat hier waarschijnlijk een andere methode voor ontwikkeld moet worden.

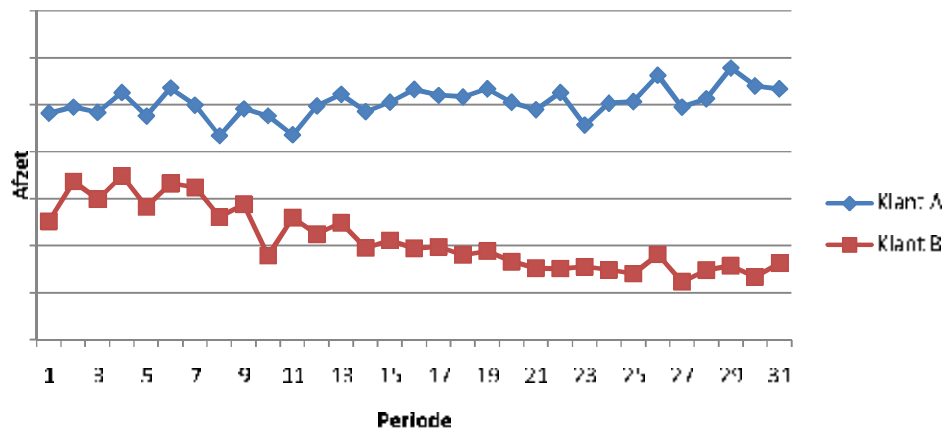
6.4.2 Patroon data

Voor een aantal klant(groep)-artikel combinaties is een plot gemaakt van de data per week, uitgezet tegen de tijd. Op deze manier kan er gekeken worden of er een bepaald patroon te herkennen is. Het verloop van de afzet per week is voor alle combinaties zeer fluctuerend. Het is lastig om een patroon te herkennen. In Figuur 5 is voor klant A en product X de afzet per week in een grafiek weergegeven.



Figuur 5: Wekelijkse afzet van product X en klant A

Als de data per vier weken gesommeerd worden, is er een duidelijker patroon te herkennen. Bij een aantal producten is een trend te zien, dit is niet afhankelijk van het product, maar van de combinatie tussen product en klant(groep). In Figuur 6 is een vergelijking gemaakt tussen de afzet per voorspelperiode van product X bij twee verschillende klanten. Het is duidelijk te zien dat klant A een vrij stabiele vraag heeft, deze beweegt zich rond een vast niveau, maar bij klant B is een negatieve trend te herkennen. Om de afzet in de toekomst te kunnen voorspellen, dient voor beide klant(groep)-artikel combinaties een andere methode gekozen te worden, vandaar dat de beste methode ook per klant(groep)-artikel combinatie gezocht wordt en niet per klant of per artikel.



FIGUUR 6: Vergelijking patroon artikel X voor twee verschillende klanten

Als er gekeken wordt naar een seizoensinvloed per vier weken, is deze invloed niet of nauwelijks te vinden. Omdat vakanties en feestdagen ook een grote rol kunnen spelen op de afzet van sommige producten wordt ook gekeken of daar een vast patroon in te herkennen valt. Dit vaste patroon blijkt ook minimaal te zijn. Deze component hoeft dus niet standaard meegenomen te worden.

Bij acties zijn grote uitschieters te herkennen. Deze zijn bij de analyse die hiervoor is beschreven achterwege gelaten. Uit de verschillen met de reguliere afzet is duidelijk te zien dat acties een grote impact hebben op de afzet in de weken van de actie en de weken die daar kort op volgen, maar een blijvend resultaat is niet duidelijk te onderscheiden.

De afzetdata van sommige artikelen bevatten soms een lege cel, er ontbreekt dan een bepaalde waarde. Bij Bolletje betekent dit dat de afzet op dat moment nul was, deze waarden worden namelijk niet altijd ingevoerd.

6.5 Conclusie

Bolletje maakt op dit moment gebruik van het programma PlanCaster om de afzet te voorspellen. Als zij nieuwe software gaan gebruiken om de afzet te voorspellen, willen zij een aantal zaken graag anders. De eisen die zij aan een nieuwe methode stellen zijn voornamelijk gericht op de integratie met de andere systemen waar de voorspellingen noodzakelijk voor zijn, de nauwkeurigheid en de voorspelhorizon. De voorspellingen voor één maand in de toekomst dienen gemiddeld een nauwkeurigheid van meer dan 73% te hebben en de voorspellingen voor vier weken in de toekomst liggen vast. Continu dient er voorspeld te worden voor een jaar in de toekomst, maar deze waarden mogen telkens aangepast worden. De wensen van Bolletje zijn meer gericht op de gebruiksvriendelijkheid en de ondersteuning van de forecaster.

De data die Bolletje beschikbaar heeft gesteld voor het onderzoek zijn de afzetwaarden van alle klant(groep)-artikel combinaties uit de productcategorieën beschuit en hartige snacks. Er is gekozen voor deze categorieën omdat het beide grote categorieën zijn en het patroon van de afzet sterk verschilt. Het blijkt dat er geen seizoensinvloed in de data zit en dat de afzet ook niet erg afhankelijk is van vakanties en feestdagen. Het afzetpatroon verschilt sterk per klant(groep)-artikel combinatie, vandaar dat de optimale voorspelmethode ook per klant(groep)-artikel combinatie bepaald zal moeten worden.

7 Model Bolletje

Om een goede voorspelling voor Bolletje te kunnen maken, wordt gebruik gemaakt van een combinatie van twee verschillende methoden. De ene methode wordt gebruikt om de reguliere afzet, de baseline, te voorspellen en de andere om de events, acties, te kunnen voorspellen. Er is gekozen voor deze opsplitsing, omdat de acties niet geheel aan de hand van gegevens uit het verleden voorspeld kunnen worden en de reguliere afzet wel. Voor de reguliere afzet wordt dus gebruikt gemaakt van de tijdreeksmethoden en voor de actieafzet wordt gebruik gemaakt van een eventplanner, deze neemt de causale effecten mee. Het model om de reguliere afzet te voorspellen wordt beschreven in §7.1. In §7.2 wordt het model voor de actieafzet voorspelling beschreven. Het maken van een totaalvoorspelling uit deze twee losse voorspellingen wordt beschreven in §7.3. De methode om de voorspelling vervolgens te kunnen evalueren wordt beschreven in §7.4. In §7.5 worden de conclusies uit dit hoofdstuk samengevat.

7.1 Baselinevoorspelling

Om een geschikte methode te vinden om de baseline van Bolletje te voorspellen, moesten er verschillende methoden getest worden. Na dit testen wordt er besloten wat de beste methode is. Beide stappen worden in de volgende paragrafen uitgewerkt.

7.1.1 Testen methoden

In hoofdstuk 4 worden verschillende forecastingmethoden beschreven. Een aantal hiervan zijn in Microsoft Office Excel gezet om daarmee te kunnen testen. De methoden waarmee getest is, zijn:

- Moving average
- Decompositie
- Simple exponential smoothing
- Holt methode
- Winter methode

Deze vijf methoden zijn allen tijdreeksmethoden. Er is voor dit soort methoden gekozen, omdat hierbij historische waarden gebruikt worden om nieuwe voorspellingen mee te maken. De afzet van reguliere afzet van Bolletje is hiervoor erg geschikt. Het verloop van de tijd is het meest van invloed op de afzet, andere factoren spelen niet de hoofdrol. Binnen de tijdreeksmethoden is er gekozen voor deze selectie, omdat zij voor de verschillende soorten datapatronen geschikt zijn en zij relatief eenvoudig te gebruiken en te begrijpen zijn. Voor de implementatie in Microsoft Dynamics NAV is dit belangrijk. Er moet begonnen worden met relatief simpele methoden. Als deze niet werken kan er gekeken worden naar meer ingewikkelde methoden.

Volgens de keuzeboom in Figuur 1 is de meest geschikte methode voor voorspellingen op korte termijn, gebruik makend van tijdreeks modellen, volledig afhankelijk van het patroon in de data. Uit de test blijkt dat dit niet altijd het geval is. In Figuur 7 is te zien wat volgens de theorie de optimale methode zou zijn om mee te voorspellen en wat volgens de test de nauwkeurigste methode is. Om er zeker van te zijn dat de meest geschikte methode bij de klant(groep)-artikel combinaties gevonden wordt, worden in elke vergelijking alle methoden meegenomen. Er wordt dus geen selectie gemaakt aan de hand van het patroon in de data.

Klant	Product	Patroon	Theoretisch optimale methode	Optimale methode
A	1	Trend	Holt	Holt
A	3	Random	Mov Av/ exp smoothing	Holt
B	2	Trend	Holt	Mov Av
D	4	Trend	Holt	Mov Av
B	5	Seizoen	Winter	Holt

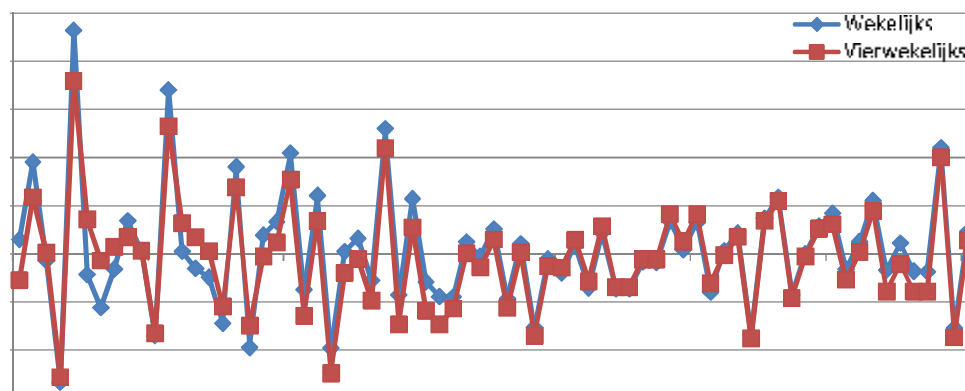
Figuur 7: Theoretisch optimale methode vs. optimale methode volgens test

Omdat uit Figuur 5 en Figuur 6 blijkt dat er een grote variatie tussen de afzet per week zit, en de afzet per vier weken een duidelijker patroon bevat, is er gekozen om vierwekelijkse voorspellingen te maken. Bolletje doet dit in zijn huidige methode ook. Deze vierwekelijkse voorspellingen kunnen vervolgens door vier gedeeld worden, zodat het actie-effect per week kan worden toegevoegd en ze op wekelijks niveau door het hoofdproductieplan geïmporteerd kunnen worden. Voor Bolletje is het mogelijk deze voorspellingen per vier weken te maken, omdat de vaste voorraden het verschil tussen de weken kunnen opvangen. Een minimale afwijking van de voorspelling op vierwekelijks niveau is nauwkeurig genoeg. Ook is er getest wat nauwkeuriger blijkt te zijn; de methode de voorspelling wekelijks laten genereren of de gekozen methode een vierwekelijkse voorspelling laten genereren en deze uiteindelijk door vier delen. De tweede optie bleek een hogere nauwkeurigheid te hebben dan de eerste optie. De resultaten van deze test zijn weergegeven in Figuur 8. Uiteindelijk heeft dit resultaat ervoor gezorgd dat de voorspellingen daadwerkelijk vierwekelijks worden gemaakt.

In Bijlage 13: Verschil wekelijkse en vierwekelijkse voorspelling worden de opzet van de test en de resultaten uitvoeriger beschreven.

	MAD	RMSE	MAPE	MPE
Wekelijks	1651	4539	8,5	-2,9
Vierwekelijks	1314	3638	7,1	-2,1
Bolletje	1895	4741	8,2	4,1

De gemiddelde afzet per periode is x artikel en



Figuur 8: Error wekelijkse v.s. vierwekelijkse voorspelling

Allereerst worden de gaten in de historische data opgevuld. Na overleg met Bolletje blijkt een ontbrekende waarde een nul waarde te zijn, dus alle lege plekken worden opgevuld met de waarde nul. Uit de historische data per klant(groep)-artikel combinatie worden dan de autocorrelatiecoëfficiënten berekend (zie §5.1.3) om vast te stellen of de data een trend bevat. Deze informatie is nodig voor het goed kunnen vervangen van vervuilde waarden in de data. Daarna wordt het actie-effect verwijderd zoals beschreven in §5.2.1. Vervolgens worden de data getest op uitschieters zoals beschreven in §5.2.2 en worden deze uitschieters verwijderd. De wekelijkse data worden gesommeerd per vier weken om de voorspelmethode toe te gaan passen. Het eerste jaar van de data (2006) wordt gebruikt om de beginwaarden van de verschillende methoden vast te kunnen stellen. Bij de Winter methode zijn de eerste twee jaar nodig, omdat de seizoensinvloeden over twee jaar berekend dienen te worden. Het tweede jaar wordt gebruikt om de startwaarde van de parameters, k , α , β en γ vast te kunnen stellen, afhankelijk van de methode. De methode voorspelt de afzet voor de verschillende perioden van 2007. Aan het einde van dit jaar wordt de gemiddelde absolute afwijking tussen de voorspelling en de werkelijk gerealiseerde afzet (de MAD) geminimaliseerd. Hiermee kan bepaald worden wat de optimale waarden van de parameters zijn en welke methode optimaal is, namelijk bij welke methode de fout het laagst is. Er wordt gekozen voor het minimaliseren van de MAD bij het vaststellen van de parameters, omdat deze aan elke fout een gelijk gewicht geeft, hij de afwijking in eenheden toont en fouten niet opheft, doordat ze zowel positief als negatief kunnen zijn. Om te beoordelen welke methode de beste voorspellingen genereert, worden de foutmaten zoals beschreven in §5.3.1 gebruikt. Er komt geen nulwaarden voor in de periode afzet van de testdata van Bolletje, dus alle foutmaten kunnen berekend worden. De meest geschikte methode met zijn optimale parameters wordt gebruikt om voor 2008 daadwerkelijke voorspellingen te gaan maken.

Het kiezen van de meest geschikte methode gebeurt dus aan de hand van de methode met de kleinste foutmaten voor 2007. Er is namelijk getest of de methode die na het voorspellen van de eerste vijf perioden van 2008 het beste is, gelijk is aan de methode die over 2007 de hoogste nauwkeurigheid heeft. Dit blijkt het geval te zijn. Resultaten van deze test voor een product uit beide productcategorieën zijn weergegeven in Figuur 9.

		Klant A- product 01				Klant B- product 06			
		MAD	RMSE	MAPE	MPE	MAD	RMSE	MAPE	MPE
2007	Mov av	1250	1706	6,44	1,47	985	1208	17,22	-8,96
	Exp smoothing	1367	1683	6,97	2,90	1321	1663	21,15	-3,38
	Holt	1159	1567	6,00	1,03	961	1152	16,39	-7,13
	Winter	1337	1815	7,02	0,90	1639	1856	25,23	-2,74
	Decompositie	1369	1889	6,97	1,58	1856	2138	28,82	-7,55
	Bolletje	1966	3516	10,31	5,81	1266	1759	23,55	-17,75
2008	Mov av	1437	1814	6,87	-1,52	944	1101	19,26	-14,35
	Exp smoothing	1362	1664	6,52	-1,29	1232	1442	24,74	-9,87
	Holt	1352	1722	6,54	-2,73	814	956	16,43	-11,08
	Winter	1925	2112	9,33	-1,47	1537	1809	31,81	-9,32
	Decompositie	2315	2388	11,13	-0,83	1568	2345	34,74	-26,33
	Bolletje	1889	2296	8,60	8,60	1498	1744	30,79	-16,22

Figuur 9: Optimale methode 2007 vs. optimale methode 2008

Omdat is gebleken dat de optimale methode geselecteerd kan worden aan de hand van het jaar 2007, wordt deze methode in het vervolg alleen gebruikt om voorspellingen voor 2008 te gaan maken. De optimale methode wordt geselecteerd aan de hand van de resultaten over 2007.

De voorspellingen voor 2008 kunnen met de voorspellingen van Bolletje vergeleken worden.

Bolletje wil één jaar in de toekomst voorspellen, omdat dit nodig is voor de inkoop van grondstoffen en de hoofdproductieplanning. Omdat een afzetpatroon in het begin van de historische data een trend kan vertonen en later niet, of andersom, is het handiger als de gebruiker zelf kan aangeven of hij in de voorspellingen voor de rest van het jaar (dus groter dan 1 periode in de toekomst) wel of niet deze trend mee wil nemen. Uit verschillende testen blijkt namelijk dat na één jaar de trend erg s afgezwakt en dat voor voorspellingen op lange termijn de trend beter niet meegenomen kan worden. Een volledige beschrijving van het voorspellen op langere termijn in de toekomst is beschreven in Bijlage 14: Voorspellen op korte en lange termijn.

Tijdens het voorspellen wordt er een trackingsignaal (zie §5.3.1) bijgehouden. Als deze de kritieke waarde overschrijdt, krijgt de gebruiker een melding en moet de methode aangepast worden. Waarschijnlijk is er een grote verandering opgetreden in het patroon van de data.

De voorspellingen kunnen vervolgens met de werkelijke afzetwaarden en de voorspellingen van Bolletje vergeleken worden. De gegevens van 2008 zijn bekend tot en met periode 5, dit is dus een vrij korte periode om goede vergelijkingen te kunnen maken.

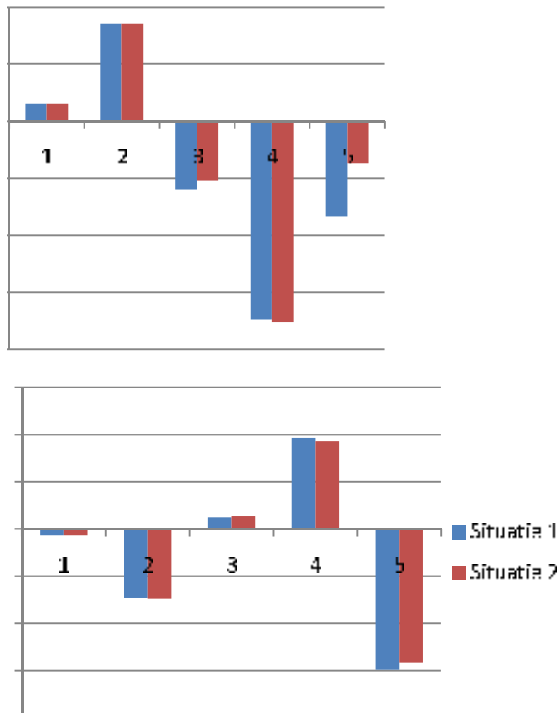
De totale test is gedaan voor 10 verschillende klant(groep)-artikel combinaties. In 9 van de 10 getallen is de nieuw gegenereerde voorspelling nauwkeuriger dan de voorspelling van Bolletje over 2008. In het andere geval ligt de voorspelling van Bolletje iets dichterbij de werkelijkheid. De resultaten van deze testen zijn weergegeven in Figuur 10.

In Bijlage 15: Vergelijkingen voorspellingen is meer toelichting te vinden over deze resultaten.

Ook is er getest of de parameters continu bijgesteld moeten worden als er nieuwe werkelijke afzetdata voor een periode bekend zijn, of alleen als het trackingsignaal een foutmelding geeft. Uiteindelijk is gebleken dat het continu bijstellen van de parameters een kleinere fout, MAD, geeft, dan alleen het veranderen van de parameters wanneer het trackingsignaal dit aangeeft. In Bijlage 16: Bijstellen parameters wordt de opzet van de test beschreven. In Figuur 11 wordt een deel van deze testresultaten weergegeven.

Categorie	Klant	Product	Methode	MAD	RMSE	MAPE	MPE	Gem afzet per periode	Verbetering	
									%	eenheden per jaar
I I	A	01	Nieuw Bolletje	x352 x889	x722 x296	x,54 x,60	-x,73 x,60	X	2,07	Y
I I	A	02	Nieuw Bolletje	x969 x046	x6207 x1040	x,60 x,07	x,90 x,90	X	0,47	Y
I I	A	03	Nieuw Bolletje	x755 x912	x143 x154	x1,50 x7,45	-x,94 x,02	X	5,95	Y
I I	B	02	Nieuw Bolletje	x519 x058	x629 x140	9,58 8,25	-1,03 1,45	X	-1,33	Y
I I	C	02	Nieuw Bolletje	x6737 x7955	x9671 x1314	7,34 12,19	-4,18 5,06	X	4,85	Y
II II	A	04	Nieuw Bolletje	x780 x449	x804 x221	5,81 7,05	-1,20 7,00	X	1,24	Y
II II	D	04	Nieuw Bolletje	x698 x442	x618 x190	6,90 12,11	0,39 1,43	X	5,22	Y
II II	A	05	Nieuw Bolletje	x510 x000	x680 x958	6,17 17,24	4,47 12,51	X	11,05	Y
II II	B	06	Nieuw Bolletje	x14 x98	x56 x44	16,43 30,79	-11,08 -16,22	X	14,36	Y
II II	D	05	Nieuw Bolletje	x509 x781	x828 x512	12,65 13,89	-1,04 -6,19	X	1,24	Y

Figuur 10: Testresultaten voorspellingen



Gem. afzet product 1 per periode: x Gem. afzet product 2 per periode: x_2

Product 1	MAD	Aantal keer bijgesteld	Product 2	MAD	Aantal keer bijgesteld
Situatie 1	$x6737$	0 v.d. 4	Situatie 1	$x352$	0 v.d. 4
Situatie 2	$x4665$	2 v.d. 4	Situatie 2	$x312$	2 v.d. 4

Figuur 11: Testresultaten continu bijstellen parameters

7.1.2 Optimale methode

Uit de testen die zijn uitgewerkt in Bijlage 15: Vergelijkingen voorspellingen, is gebleken dat moving averages en de Holt methode, de optimale methoden zijn voor de onderzochte producten van Bolletje. Toch is ervoor gekozen om meerdere methoden in Microsoft Dynamics NAV te implementeren, omdat de keuze van een methode zeer klant(groep)-artikel specifiek is. Bolletje heeft nog meer producten en productcategorieën, dus het is onverstandig te zeggen dat deze methoden voor alle producten van Bolletje betere voorspellingen genereren.

Hieronder is het voorspelproces zoals gehanteerd zal gaan worden voor de reguliere voorspelling stapsgewijs beschreven. In Bijlage 17: Uitwerking van het maken van een voorspelling is dit proces voor een bepaalde klant(groep)-artikel combinatie in zijn geheel uitgewerkt.

1. Verwijderen gaten (§5.1.1)
Opvullen van gaten met de waarde nul. *Stap 1 in bijlage 17.*
2. Bereken autocorrelatiecoëfficiënten (§5.1.3)
Stap 2 in bijlage 17.
3. Verwijderen actie-effect (§5.2.1)

Waarden die actielabel bevatten vervangen. *Stap 3 in bijlage 17.*

4. Verwijderen uitschieters (§5.2.2)
Data testen op uitschieters, als deze aanwezig zijn vervangen. *Stap 4 in bijlage 17.*
5. Vaststellen startwaarden per methode (Bijlage 1-5)
Gebruik de data van het te voorspellen jaar-2 (bij Bolletje 2006). *Stap 5 in bijlage 17.*
6. Vaststellen optimale methode met optimale parameters (§5.3.1)
Bereken per methode de optimale startparameters door de MAD te minimaliseren van de voorspelling over het te voorspellen jaar -1 (In deze situatie 2007). Vergelijk de verschillende foutmaten van de verschillende methoden met optimale parameters om de meest optimale methode te selecteren. *Stap 6 in bijlage 17.*
7. Voorspellen (13 perioden vooruit) (Bijlage 1-6, 14)
Gebruik de optimale methode met bijbehorende parameters om de voorspelling te maken, maar stel deze bij als de werkelijke afzetwaarden voor een bepaalde periode bekend zijn. De voorspelling voor de eerstkomende periode (verwelken) ligt vast. *Stap 7 in bijlage 17.*
8. Maak voorspelling per week
Deel de vierwekelijkse voorspelling door vier om wekelijkse voorspellingen te maken.
9. Importeer nieuwe afzetwaarde in systeem
10. Monitor voorspelling
Houd een trackingsignaal bij, als deze groter is dan de kritieke waarde dan moet de methode opnieuw geëvalueerd worden en moeten de parameters bijgesteld worden of moet er een nieuwe methode gekozen worden. Hierna wordt het trackingsignaal op nul gezet.
11. Maak nieuwe voorspelling
Start met stap 3 en 4 en ga vervolgens door naar stap 6, pas de waarden van de parameters wel aan, maar gebruik de huidige methode. Pas de methode alleen aan als daar goede redenen voor zijn.

De voorspellingen die het systeem genereert, kunnen handmatig aangepast worden door de forecaster, mocht dat nodig zijn. De forecaster moet wel een reden opgeven waarom hij de voorspelling heeft aangepast. Deze redenen worden opgeslagen en kunnen ook weer teruggezocht worden.

7.2 Event voorspelling

Om de voorspellingen van acties mee te kunnen nemen in het nieuwe forecastingmodel, is ervoor gekozen om gebruik te maken van een aparte event voorspeller. Op deze manier blijft de reguliere afzet gescheiden van de actieafzet. De actieafzet is namelijk incidenteel en blijkt zeer afhankelijk te zijn van het soort actie. Bij het ene soort actie is het resultaat heel anders dan bij een ander soort actie. In Figuur 9 worden een aantal soorten acties en de percentuele verhoging van de afzet (liftfactor) weergegeven voor de gehele actieperiode.

Actie	Klant-artikel combinatie	Baseline	Totale afzet	Liftfactor(%)
Actie 1	klant A-product 01			144
	klant A-product 02			122
Actie 2	klant A-product 01			165

	klant A-product 02			109
Actie 3	klant D-product 05			144
	klant D-product 07			156
Actie 4	klant D-product 04			110

$$\text{Liftfactor} = \frac{\text{Baseline (actie beïnvloede periode)}}{\text{Totale afzet (actie beïnvloede periode)}}$$

$$\text{Baseline (actie beïnvloede periode)} = \sum_{t=\text{actieweek}-1}^{\text{actieweek}+3} \text{baseline}(t)$$

$$\text{Totale afzet (actie beïnvloede periode)} = \sum_{t=\text{actieweek}-1}^{\text{actieweek}+3} \text{totale afzet}(t)$$

Liftfactor Actie 1 (klant A – product 01)

$$= \frac{x}{y} = 1,44 = 144\%$$

Figuur 12: Het effect van verschillende soorten marketingacties

Er spelen veel meer variabelen een rol dan alleen het soort actie die ervoor zorgen wat het uiteindelijke resultaat van een actie is. Uit recent onderzoek is gebleken dat een eventplanner een goede oplossing is voor een dergelijke situatie (Lea et al, 2007).

In een database worden verschillende acties opgeslagen. Als er bekend wordt dat er een bepaalde actie gehouden gaat worden door een bepaalde klant in een bepaalde week, dient deze ingevoerd te worden (soort actie, tijdstip, klant, artikel). Het systeem genereert dan een lijstje met acties die het meest overeenkomen met deze actie. Hierbij wordt het resultaat van de verschillende acties weergegeven. Naast deze resultaten wordt er ook weergegeven wat de verandering van één van de variabelen voor invloed heeft op de afzet. Deze informatie kan de forecaster gebruiken om uiteindelijk te beslissen wat het voorspelde event effect wordt.


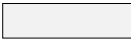


De eventplanner is een dynamisch zoekstelsel dat bij het maken van een voorspelling van een actievoordeel gebruikt kan worden als externe kennisbron. Op dit moment zit bij Bolletje veel kennis over het resultaat van acties in het geheugen van de verantwoordelijke. Als er een nieuwe persoon, die nog weinig ervaring heeft, de actie voorspelling moet gaan maken, gebeurt het regelmatig dat deze er de eerste paar keer erg naast zit. Als deze persoon meer ervaring heeft, worden er betere voorspellingen gemaakt. Om dit te voorkomen en te zorgen dat de kennis die over acties bekend is, gedeeld kan worden, is gekozen voor dit dynamische zoekstelsel.

Elke actie wordt in de database gekenmerkt door zijn actielabel. Aan dit label is te zien welke actie er gehouden is, bij welk artikel, welke klant en welke week de leverweek dan wel de actieweek was.

Als er een nieuwe actie is overeengekomen door klant samen met de afdeling Sales wordt deze in het systeem ingevoerd. In Figuur 13 is een prototype van dit invoerscherm weergegeven.

Figuur 13: Eventplanner- Actie toevoegen

Legenda voor de schematische weergaves van de eventplanner:

	Knop
	Waarde die eerder is ingevoerd en weergegeven wordt
	Waarde die kan veranderen als er in dat scherm iets wordt ingevoerd
	Plek waar waarde ingevoerd moet worden

Als er al een afspraak is gemaakt over het aantal actie artikelen wordt deze waarde bij prognose col i ingevoerd, anders wordt deze cel leeg gelaten.

Uit de ingevoerde informatie wordt door het systeem een actielabel gegenereerd, dat in de database aan de desbetreffende weken wordt toegekend. Door middel van het label kan het actie-effect uit de data gefilterd worden en kunnen acties teruggezocht worden. Het actielabel bestaat uit een combinatie van cijfers en letters. Hieronder wordt beschreven op welke manier het label wordt vastgesteld.

Actielabel= AC000-Y00-XXzz

AC000: Deze code staat voor de desbetreffende klant, AC staat voor actie, dit zal overal gelijk zijn en de 000 correspondeert met het klantnummer.

Y00: Correspondeert met de desbetreffende week, leverwee c= M01 (actieweek Min 1), actieweek=000, de drie weken na de actieweek krijgen ook een label, omdat de actie deze periode ook beïnvloedt, het label is P01 voor de eerst week na de actie (actieweek Plus 1) tot P03, actieweek Plus 3.

XX: Actiecode die behoort bij het soort actie die gehouden wordt.

zz: Waarde van een teller, zz-ste actie in het jaar van desbetreffende klant.

Als er geen vaste actiehoeveelheid is afgesproken door de afdeling Sales samen met de klant, dient er toch een prognose, voorspelling, gemaakt te worden. In de voorspelling moet er namelijk ook rekening gehouden worden met acties zonder vaste actiehoeveelheid. Deze

prognose wordt gemaakt in de eventplanner. Voor elke week van de duur de actie beïnvloede weken moet een voorspelling gemaakt worden.

De eventplanner zoekt bij de ingevoerde actie, acties die daar zoveel mogelijk mee overeenkomen qua klant, artikel, soort actie en periode in het jaar. De vijf acties die het meest overeenkomen, worden weergegeven in de eventplanner. Voordat de eventplanner in gebruik genomen wordt, moet de volgorde van invloed van deze verschillende variabelen ingesteld worden. Een voorbeeld van de volgorde voor Balletje:

1. Soort actie
2. Artikel
3. Klant
4. Periode in het jaar

Het soort actie is het meest van belang. In Figuur 12 is te zien hoe het gemiddelde effect van een actie verschilt per soort actie. Vervolgens is het soort artikel van belang voor het effect, vervolgens de klant en als laatste de periode in het jaar. Door gebruik te maken van deze volgorde, kan ook de volgorde in de overeenkomstige acties bepaald worden. Er wordt eerst naar een actie in het verleden gezocht die voor elke vier variabele gelijk is aan de nieuwe actie. Als deze zijn weergegeven wordt er gezocht naar acties die voor de eerste drie variabelen overeenkomen, vervolgens naar acties waarbij de eerste 2 en de laatste variabele overeenkomen etc.

De werkelijke baseline en het percentage dat de baseline is gestegen door de actie (liftfactor) worden weergegeven. Dit wordt gedaan voor de overeenkomstige week binnen de actieperiode. Voor de voorspelling in de nieuwe leverweek worden dus de gegevens van de leverweek van de meest overeenkomstige acties, klanten etc. weergegeven. De liftfactor wordt berekend door de totale afzet van een bepaalde week te delen door de baseline van die week. In Figuur 14 wordt een voorbeeld gegeven van het effect van een actie in verschillende weken van de actie beïnvloede periode voor twee verschillende acties bij twee verschillende klant-artikel combinaties.

Actie	Klant-artikel combinatie	Week	Baseline	Totale afzet	Liftfactor
Actie 1	klant A-product 01	Leverweek			3,89
		Actieweek			0,90
		Actieweek +1			1,56
		Actieweek +2			0,45
		Actieweek +3			0,44
Actie 3	klant D-product 01	Leverweek			1,40
		Actieweek			2,97
		Actieweek +1			0,17
		Actieweek +2			0,34
		Actieweek +3			0,61

$$Liftfactor(t) = \frac{baseline(t)}{totale\ afzet(t)}$$

$$Liftfactor(\text{leverweek; klant A product 01}) = \frac{x}{y} = 3,89$$

Figuur 14: Liftfactoren van verschillende acties bij verschillende producten en klanten

Ook worden er een aantal vergelijkingen gemaakt, waarbij één variabele wordt veranderd en de rest constant blijft. Per variant wordt de relatieve afwijking ten opzichte van de baseline weergegeven, zodat ook acties die op één variabele verschillen meegenomen kunnen worden in de vergelijking. In Figuur 15 wordt een voorbeeld gegeven van het maken van een dergelijke vergelijking. De waarden van de vergelijkingen worden berekend door de stijging van de baseline door de actie (de liftfactor) van het ene artikel (die overeenkomt met het artikel waarover de voorspelling wordt gemaakt) te delen door de liftfactor van het andere artikel. Er wordt gezocht naar vergelijkbare acties, maar waarbij te maken is met een ander artikel. Het relatieve verschil in extra afzet ten opzichte van de baseline wordt berekend. Dit wordt ook voor verschillende klanten en soorten acties gedaan. Door het berekenen van dit relatieve verschil, kunnen ook historische actie gegevens die één variabele verschillen met de nieuwe toe te voegen actie gemakkelijk meegenomen worden.

Vergelijking	
Soort actie	Actie 1
Klant	A
Artikel	02
Periode	04
Week	Leverweek

Historische acties					
Soort actie	Klant	Artikel	Periode	Week	Lifffactor
Actie 1	klant A	01	04	Leverweek	3,89
Actie 3	klant A	01	03	Leverweek	4,29
Actie 3	klant A	02	03	Leverweek	3,68

Vergelijking	Relatieve lifffactor	Relatieve lifffactor
artikel 02 t.o.v. artikel 01	$\frac{\text{lifffactor artikel 02}}{\text{lifffactor artikel 01}}$	0,86

Figuur 15: Voorbeeld maken vergelijkingen

In het voorbeeld in Figuur 15 is het relatieve verschil tussen product 02 en product 01 0,86. Om de lifffactor voor de nieuwe actie te bepalen, kan er gebruikt gemaakt worden van de historische lifffactor voor dezelfde actie als de nieuwe, voor product 01, in combinatie met het relatieve verschil. De nieuwe lifffactor wordt de lifffactor voor product 01 * relatieve verschil. De nieuwe lifffactor kan dus worden $0,86 * 3,89 = 3,35$.

Verder is er in de eventplanner ruimte om nog meer bekende informatie over de afzet of resultaten van acties weer te geven. Voor Bolletje is gekozen voor Nielsen data. Nielsen is een internationaal bedrijf dat op verschillende vlakken marktonderzoek doet. Tegen betaling kan deze data opgevraagd worden. Bolletje heeft een contract met hen en ontvangt per week de werkelijke distributie en doorlooptijd van de verschillende producten bij de verschillende supermarkten. Ook informatie over producten van de concurrent is op te vragen. Deze Nielsen data worden door de eventplanner geïmporteerd en getoond aan de gebruiker.

De werkelijke voorspelling moet nu door de gebruiker gemaakt worden. De baselinevoorspelling in verkoop eenheden wordt weergegeven (x). Vervolgens dient één van de volgende dingen ingevoerd te worden:

- De lifffactor, het percentage dat de baseline zal stijgen door de actie (a)
- De extra actiafzet in eenheden (b)
- Het totaal aantal eenheden dat in desbetreffende week zal worden verkocht (c)

De velden van de baselinevoorspelling en de actie voorspelling zijn zo aan elkaar gekoppeld, dat bij het invullen van één van de drie velden, de andere velden automatisch worden gevuld. De baseline waarde blijft standaard staan, de gebruiker heeft dus de keuze welke van de andere drie variabelen hij/zij invult.

De formules die ervoor zorgen dat maar één van de drie velden ingevoerd hoeven worden zijn:

$$c = a + x \text{ of } c = x + b$$

$$a = c/x$$

$$b = c - x$$

Als de actievoorspelling voor de eerste week is ingevoerd, dient dit bevestigd te worden en komen de gegevens voor de volgende week in beeld, tot de door actie beïnvloede periode is doorlopen en alle voorspellingen zijn gemaakt. In Figuur 16 is de opzet van de eventplanner te zien. In Bijlage 18: Voorbeeld eventplanner, is een voorbeeld van het maken van een voorspelling met de eventplanner weergegeven.

Eventplanner - Prognose maken/wijzigen

Soort actie:
 Levenweek:
 Actieweek:
 Prognose Coll:

Week:
 Artikel:
 Klant:

Baseline sales forecast: units
 Event sales forecast: % or units
 Totaal forecast: units

Effect actie verleden: week actie - n

5 meest overeenkomende situaties

1. klant	artikel	actiecode	baseline	event	week
2. klant	artikel	actiecode	baseline	event	week
3. klant	artikel	actiecode	baseline	event	week
4. klant	artikel	actiecode	baseline	event	week
5. klant	artikel	actiecode	baseline	event	week

Vergelijken:
 (Alles wordt gelijk gehouden, één variabele verandert, het relatieve verschil tov de baseline wordt weergegeven)

Artikel t.o.v.	artikel	%
	artikel	X %
	artikel	X %
	artikel	X %
Klant t.o.v.	klant	%
	klant	X %
	klant	X %
	klant	X %
Actie t.o.v.	actie	%
	actie	X %
	actie	X %

Nielen data:

Grafiek (data per week)

- werkelijke afzet
- voorspelde afzet
- actie afzet

Figuur 16: Eventplanner-prognose maken/wijzigen

De sales medewerker of de forecaster kan de eventplanner altijd openen om de voorspelling tussentijds aan te passen. In het startscherm van de eventplanner wordt een lijst weergegeven met ingevoerde events op chronologische volgorde, vanaf de huidige week. De aankomende events kunnen zo gemakkelijk bekeken en aangepast worden.

Ongeveer vier weken voor een event ontvangt de afdeling Sales een actiebevestiging van de klant, waarin een door hen gemaakte prognose is opgenomen. Deze prognose dient met de prognose uit de eventplanner vergeleken te worden. Als er een zeer grote afwijking is, dient er contact opgenomen te worden met desbetreffende klant. Het is aan de Sales vertegenwoordiger dan de taak de eerder gemaakte voorspelling te behouden, deze aan te passen of de prognose van de klant over te nemen. Voor de vergelijking wordt in het startscherm, bij de klant(groep)-artikel combinatie naar de totale prognose gekeken, dat wil zeggen de som van de afzet in de leverweek en actieweek. Dit getal kan vergeleken worden met de prognose van de klant. De schematische weergave van het startscherm van de eventplanner is weergegeven in Figuur 17.

Figuur 17: Eventplanner-startscherm

In het kort gaat het maken van een voorspelling met behulp van de event planner als volgt:

1. Invoeren acties door afdeling Sales
2. Maken prognose per week afdeling Sales/ Demand planning
De informatie van overeenkomstige acties uit het verleden en Nielsen data zijn beschikbaar om vergelijkingen te kunnen maken.
3. Eventueel wijzigen prognose Sales/ Demand planning
4. Vergelijken en/of wijzigen prognose adv prognose klant

7.3 Totale voorspelling

Als zowel de baseline als de event voorspelling gemaakt zijn, worden deze samengevoegd en is de totale voorspelling gegenereerd. Deze worden automatisch gegenereerd naar aanleiding van de vorige stappen. De forecaster kan deze voorspellingen opvragen uit het systeem en zo nodig aanpassen. Ook zijn er grafieken op te vragen die zowel de historische afzetwaarde als de voorspelling laten zien. De totaalvoorspellingen worden vervolgens door het hoofdproductieplan geïmporteerd. Deze handeling gebeurt dagelijks. Elke wijziging wordt dus meteen meegenomen.

7.4 Evaluatie voorspelling

Wanneer de werkelijke afzetwaarde bekend zijn, komen zij het systeem binnen en kan de voorspelling geëvalueerd worden. Nieuwe afzetwaarden worden continu geïmporteerd. De evaluatie vindt in eerste instantie plaats op periodeniveau voor een productgroep. Maar het systeem berekent de foutmater ook op week-klant(groep)-artikel niveau en rapporteert aan de forecaster alleen die combinaties die een te grote afwijking hebben. Wat deze te grote afwijking is kan de forecaster zelf instellen, afhankelijk van de nauwkeurigheid die gewaarborgd moet worden.

Het maandelijkse foutrapport toont de forecaster de nauwkeurigheid van de voorspelling van de artikelen, gesommeerd over alle klanten. Als hij een bepaalde nauwkeurigheid wil verklaren, bijvoorbeeld omdat deze veel afwijkt van de nauwkeurigheid van de vorige periode, kan hij een foutrapport op een niveau lager opvragen aan het systeem. Deze maakt dan voor deze productgroep een foutrapport voor alle klanten bij deze productgroep, en een foutrapport voor alle losse artikelen gesommeerd over alle klanten. Klanten of artikelen waarbij grote afwijkingen zijn ontstaan tussen de voorspelde afzet en de werkelijke afzet

kunnen herkend worden. De forecaster weet op deze manier waar de grote afwijkingen zich bevinden en kan beslissen of hij actie wil ondernemen. Actie ondernemen kan inhouden dat hij contact opneemt met de desbetreffende klant, het model bijstelt, of het patroon in de data analyseert. Er kan bijvoorbeeld sprake zijn van een trendbreuk, waardoor de methode aangepast moet worden. Er wordt gebruik gemaakt van "management by exception", er wordt alleen gevraagd veranderingen door te voeren als daar een aanleiding voor is.

De gegevens die gebruikt worden voor het maken van het foutrapport zijn de ruwe data, dus de data die het act e-effect en de uitschieters bevatten, want dat is de werkelijkheid. Daar moeten de voorspellingen mee vergeleken worden om de werkelijke voorspelfout te berekenen.

7.5 Conclusie

Het model om de afzet van Bolletje te kunnen voorspellen bestaat uit twee verschillende onderdelen. De reguliere afzet en de actieafzet worden los van elkaar voorspeld. Voor het voorspellen van de reguliere afzet wordt er gebruik gemaakt van een tijdreeksmethode (§4.1). De methoden die opgenomen zijn in het model zijn: moving averages, simple exponential smoothing, decompositie, Holts methode en Winters methode (§7.1). Voordat één van de ze methode toegepast kan worden moeten de data eerst geanalyseerd en opgeschoond worden zoals beschreven in hoofdstuk 5. De meest geschikte methode per klant(groep)-artikel combinatie wordt gekozen aan de hand van de hoogste nauwkeurigheid over het tweede jaar van de historische data.

De actieafzet wordt voorspeld door gebruik te maken van een eventplanner (§7.2). Aan de gebruiker wordt historische informatie getoond die past bij de actie waarvoor de afzet voorspeld moet worden. De gebruiker beslist zelf wat het actie-effect wordt.

De baseline- en de actievoorspelling worden samengevoegd tot een totaalvoorspelling (§7.3). Deze voorspelling kan worden geëvalueerd door gebruik te maken van een foutrapport (§7.4).

Het nieuwe model is getest voor 10 verschillende klant(groep)-artikel combinaties van Bolletje. In 9 van de 10 gevallen was de nieuwe voorspelling nauwkeuriger dan de huidige voorspelling van Bolletje. Voor de eerste productcategorie was de nieuwe voorspelling gemiddeld 2,1% nauwkeuriger, voor de tweede categorie gemiddeld 6,6% (Figuur 10). Dit verschil komt waarschijnlijk doordat de afzet van de producten uit de eerste categorie over het algemeen stabiel is en de methode die Bolletje hanteert daar goed geschikt voor is. In de tweede categorie bevinden zich meer andere patronen en voorspellen andere methoden de afzet beter dan de methode die Bolletje op dit moment gebruikt. De verbetering is ook deels te verklaren doordat het actie-effect niet meer wordt meegenomen in de voorspelling voor de reguliere afzet.

8 Implementatie

In het voorgaande hoofdstuk is beschreven wat het nieuwe model is om de afzet van Bolletje te gaan voorspellen. De testen zijn gedaan in Microsoft Office Excel, maar het is de bedoeling dat dit model in Microsoft Dynamics NAV geïmplementeerd gaat worden. In §8.1 wordt beschreven wat de mogelijkheden van Microsoft Dynamics NAV zijn. In §8.2 wordt beschreven hoe het forecastingmodel hierin geïmplementeerd kan worden en in §8.3 hoe deze forecastingmodule uiteindelijk geïmplementeerd kan worden bij Bolletje. Het hoofdstuk wordt samengevat in §8.4.

8.1 Mogelijkheden Microsoft Dynamics NAV

Microsoft Dynamics NAV is een ERP softwarepakket geleverd door Microsoft. Dit pakket bevat een groot aantal standaardmodules, maar binnen dit pakket is er de mogelijkheid om zelf aanpassingen te doen of nieuwe modules te ontwikkelen via de object designer. De taal waarin geprogrammeerd wordt is C/AL. Microsoft Dynamics NAV kent zelf weinig standaardfuncties, dus alles wat nodig is voor het maken van de voorspellingen dient geprogrammeerd te worden. Ook bevat Microsoft Dynamics NAV standaard geen grafische weergave, maar dit is wel noodzakelijk voor de forecastingmodule. Deze zal dus ook door Newminds zelf ontwikkeld moeten worden.

8.2 Implementatie methode in Microsoft Dynamics NAV

De stappen die genomen moeten worden om het nieuwe forecastingmodel te gebruiken binnen Microsoft NAV, om de afzet te kunnen voorspellen voor bestaande producten van Bolletje, zijn:

1. Technisch ontwerp maken/ Programmeren
 - Programmeren en testen verschilende forecasting technieken
Gekozen wordt in eerste instantie voor:
 - o Moving averages
 - o Holt methode
 - o Winter methode
 - o DecompositieDe eerste drie methoden zijn gekozen, omdat zij volgens de theorie allen voor een ander patroon in de data geschikt zijn en uit de testen blijkt ook dat telkens één van deze drie methoden de optimale is. De vierde methode is er aan toegevoegd omdat Bolletje deze manier gebruikt om de afzet te voorspellen.
 - Programmeren en testen nauwkeurigheidsmaten
 - Programmeren en testen berekenen autocorrelatie
 - Programmeren en testen verwijderen gaten, actie-effect en uitschieters
 - Programmeren en testen trackingsignaal
 - Ontwikkel een tool om grafieken te kunnen maken (m.b.v. Google charts API)
 - Programmeren eventplanner
 - Programmeren en testen genereren foutrapport op verschillende detailniveaus
2. Database
 - Opzetten database om informatie in op te slaan (zie Bijlage 19: Opzet database)
3. Inrichten
 - Forecastingmodule functioneel inrichten
4. Testen
 - Forecastingmethode testen binnen bedrijf

De verschillende onderdelen worden geprogrammeerd aan de hand van de uitwerkingen die in de bijlagen zijn opgenomen. Excel sheets waarin de methoden zijn uitgewerkt en theoretische beschrijvingen van de methoden.

Op deze manier kan getest worden of de geprogrammeerde methode correct werkt. De forecastingmethoden die geprogrammeerd worden, worden eerst getest aan de hand van voorbeelden uit de literatuur, om er zeker van te zijn dat ze correct werken. Vervolgens worden ze getest aan de hand van Excel sheets, waarin de methode voor een aantal producten van Bolletje is uitgevoerd. Als de gehele forecastingmodule is geprogrammeerd moet de juiste informatie oorgeslagen worden, zodat dit op andere momenten opgevraagd kan worden. Vervolgens moet de module functioneel ingericht en gebruiksklaar gemaakt worden. Daarna kan deze getest worden binnen een bedrijf (in eerste instantie Bolletje, vervolgens ook andere bedrijven). Op deze manier komen onopgemerkte zaken aan het licht en kunnen gebruikers tips geven over de gebruiksvriendelijkheid.

8.3 Implementatie forecastingmodule bij Bolletje

Als Bolletje gebruik wil maken van de nieuwe forecastingmodule, moeten er een aantal stappen ondernomen worden, voordat de forecastingmodule ook daadwerkelijk werkt. De acties die uitgevoerd moeten zijn:

- Historische data importeren in het systeem, ook een koppeling maken om dit continu te kunnen doen
- Een koppeling maken tussen het hoofdproductieplan en de forecastingmodule
- De verschillende soorten acties invoeren, zodat aan elke actie een actiencode toegekend kan worden
- Acties uit het verleden importeren/ invoeren in het systeem om eventplanner te vullen
- Begijninstellingen invoeren:
 - o Lengte van één voorspelperiode invoeren
 - o Instellen voor welke periode in de toekomst de voorspellingen gemaakt dienen te worden
 - o Instellen of gaten vervangen moeten worden of nulwaarden zijn
 - o Instellen of voorspelperioden gecontroleerd moeten worden op nul- en negatieve waarden
 - o Instellen bij welke afwijking fouten gerapporteerd moeten worden in het wekelijkse foutrapport, fouten van een afwijking groter dan "z" %
- Per klant(groep)-artikel combinatie de te gebruiken forecastingmethode instellen. Dit kan automatisch gedaan worden door het systeem. Het systeem selecteert per combinatie de nauwkeurigste methode, maar voor speciale producten of in speciale omstandigheden kan de gebruiker ook instellen welke methode hij/zij wil gaan gebruiken voor een bepaalde combinatie
- Aangeven welke externe data (bijv. Nielsen data) er getoond moet worden in de eventplanner en deze importeerbaar maken
- Geplande acties die al eerder zijn bevestigd invoeren
- Testen van het systeem in de huidige situatie
- Trainer van de gebruiker(s). Bij forecasting is het zeer belangrijk dat iedere gebruiker weet hoe het systeem werkt, wat er gebeurt en hoe hij/zij er mee om moet gaan. Als dit niet gebeurt, zullen er geen goede voorspellingen gemaakt gaan worden (Davis & Menzler, 2007).

8.4 Conclusie

Om het nieuwe model om de afzet te voorspelen te kunnen implementeren in Microsoft Dynamics NAV dient er een technisch ontwerp gemaakt worden van de opzet van het model. Grotendeels is dit al gedaan in dit rapport. Vervolgens dienen de losse onderdelen van het model geprogrammeerd worden. Vervolgens dient er een database gecreëerd worden, waar alle gegevens in opgeslagen worden, en historische gegevens uit terug gezocht kunnen worden. Het systeem dient ingericht worden, zodat de gebruiker er ook mee kan werken. Als dat is gedaan dient het geheel getest te worden (§8.2).

Om de forecastingmodule te implementeren bij Bolletje dienen eerst de historische data geïmporteerd worden in het systeem. Vervolgens dienen alle begininstellingen ingevoerd worden. Als dat gedaan wordt kan er handmatig een voorspelmethode gekozen worden voor een bepaalde klant(groep)-artikel combinatie, of kan het systeem deze automatisch selecteren aan de hand van een aantal berekeningen. Het systeem kan binnen de huidige situatie van het bedrijf getest worden en zo nodig kunnen er kleine aanpassingen gemaakt worden. Als het systeem werkt dienen de gebruikers getraind worden, zodat zij goed weten hoe het systeem werkt en hoe zij ermee om moeten gaan (§8.3). Als deze stappen zijn doorlopen kan het systeem werkelijk in gebruik worden genomen.

9 Conclusie en Aanbevelingen

9.1 Conclusie

Er zijn veel verschillende kwantitatieve forecastingmethoden die gebruikt kunnen worden om afzet te voorspellen. De eerste grote selectie van methoden kan gedaan worden door te kiezen tussen tijdreeksmethoden en causale methoden. Tijdreeksmethoden voorspellen aan de hand van historische waarden, causale methoden aan de hand van verklarende variabelen. De volgende selectie dient gemaakt te worden aan de hand van het patroon in de data. Uit de testen met de producten van Bolletje is gebleken dat de methode die volgens de theorie het meest geschikt is voor het patroon in de data, niet altijd de beste methode in de praktijk blijkt te zijn. Om deze reden is ervoor gekozen om voorspellingen voor één jaar met meerdere methoden te maken en aan de hand van de kleinste foutwaarden de beste methode te selecteren.

Om de reguliere afzet van Bolletje te kunnen voorspellen, zijn de tijdreeksmethoden het meest geschikt. Bolletje wil zijn afzet voorspellen aan de hand van historische waarden, er zijn geen duidelijke verklarende variabelen om een causale methode te gebruiken. Binnen de tijdreeksmethoden blijken moving averages en de Holt methode het meest geschikt te zijn voor de producten waarmee getast is. Omdat het soort methode dat het meest geschikt is erg afhankelijk is van de klant(groep)-artikel combinatie, worden er ook andere methoden in het forecastingmodel opgenomen. De methoden die in het model zijn opgenomen zijn: moving average, simple exponential smoothing, decomposite, Holts methode en Winters methode. Er is voor deze methoden gekozen omdat zij volgens de keuzeboom samen voor elk patroon in de data geschikt zijn. Ook blijkt uit onderzoek dat simpele methoden vaak minstens zo goed voorspellen als complexe methoden, vandaar dat niet de meest complexe methoden zijn gebruikt (Makridakis, Hibon, & Ord, 2000).

Marketingacties hebben een grote invloed op de afzet, maar zijn zeer incidenteel. Om deze reden worden zij niet meegenomen in de reguliere voorspelling, de baseline. De actiehoeveelheid wordt op een andere manier voorspeld. Hierbij wordt gebruik gemaakt van een eventplanner. In de eventplanner kunnen acties ingevoerd worden en bij het maken van een voorspelling van de actiehoeveelheid worden gegevens van soortgelijke acties aan de gebruiker getoond. De gebruiker voert in wat de actiehoeveelheid zal worden op basis van de getoonde informatie en zijn eigen kennis.

Uiteindelijk worden beide voorspellingen samengevoegd tot een totaalvoorspelling per week. De voorspellingen voor de baseline worden vierwekelijks gemaakt op klant(groep)-artikel niveau, dit detailniveau is het meest geschikt voor het soort data van Bolletje. Het afzetpatroon verschilt namelijk per klant(groep), maar ook per artikel, vandaar dat voor elke combinatie beoordeeld moet worden welke methode het meest geschikt is. Verder is uit onderzoek gebleken dat vierwekelijkse voorspellingen nauwkeuriger zijn dan wekelijkse voorspellingen, omdat er dan meer patroon in de data blijkt te zitten. De vierwekelijkse voorspelling wordt door vier gedeeld, om de voorspelling toch op weekniveau te specificeren. Dit is namelijk nodig voor de eventplanner en het hoofdproductieplan. De voorspellingen moeten voor een jaar in de toekomst gemaakt kunnen worden. Dit is nodig om op hoofdlijnen een schatting te kunnen maken van de afzet en daar de inkoop op af te stemmen. Deze waarden kunnen tussentijds wel bijgesteld worden. De waarden voor de eerstkomende vier tot zes weken liggen vast. Ook vindt Bolletje het belangrijk dat de gebruiker gealarmeerd wordt als de voorspellingen teveel afwijken van de werkelijke waarden, hiervoor is een trackingsignaal opgenomen in het model.

9.2 Aanbevelingen

Naar aanleiding van dit onderzoek zijn er een aantal aanbevelingen voor het gebruiken van de forecastingmodule, maar ook voor verder vervolgonderzoek geformuleerd. Voor beide categorieën worden deze aanbevelingen beschreven.

Aanbevelingen gebruik forecastingmodule

Bij het gebruiken van forecasting is het belangrijk rekening te houden met de wetten van de forecasting. Deze moeten ook kenbaar gemaakt worden aan de afnemers van de forecastingmodules, als waarschuwing.

De wetten van de forecasting zijn:

- Voorspellingen zijn altijd verkeerd!
- Gedetailleerde voorspellingen zijn slechter dan minder gedetailleerde!
- Hoe verder in de toekomst de voorspelling is, hoe minder betrouwbaar!

Voorspellingen kunnen dus niet direct als waarheid gezien worden, er moet altijd ook nagedacht worden door degene die uiteindelijk verantwoordelijk is voor de beslissing (Hopp & Spearman, 2000).

Aanbevelingen vervolg onderzoek

- Verder uitzoeken hoe alfa, beta (en gamma), de parameters voor de Holt en de Winter methode, sneller bepaald kunnen worden. Op dit moment moeten alle mogelijke combinaties tussen 0 en 1, met tussenstappen van 1/100 doorlopen worden. Microsoft Dynamics NAV heeft hier veel rekenkracht voor nodig, het duurt vrij lang voordat de optimale waarden bepaald zijn. Er zijn al verschillende manieren onderzocht. Onder andere eerst met grote tussenstappen de optimale waarden bepalen en vervolgens rond deze waarde met kleinere tussenstappen zoeken. Op deze manier kan ook de verkeerde waarde gevonden worden. Een snellere manier moet nog verder onderzocht worden.
- Er moet er onderzocht worden hoe de output aan de gebruiker weergegeven moet worden naar aanleiding van gesprekken met verschillende forecasters en testen binnen bedrijven.
- Aan de hand van een jaar extra historische data kan de nieuwe methode over een langere periode vergeleken worden met Bolletje dan in het huidige onderzoek is gebeurd.
- Om de module voor alle producten van Bolletje geschikt te maken, moet er ook een methode aan het model toegevoegd worden om de afzet van nieuwe producten mee te voorspellen. Hier moet nog meer onderzoek naar gedaan worden. Op dit moment gebruikt Bolletje data van de introductie van een soortgelijk product en Nielsen data van soortgelijke producten van de concurrent om deze voorspellingen op te baseren. Op welke manier dit in het nieuwe model gedaan moet worden, moet nog verder onderzocht worden.
- Ook moet er onderzocht worden hoe er met een grote productwijziging, zoals verandering van verpakking, nieuwe receptuur of verandering van naam omgegaan moet worden. Op dit gebied is nog weinig onderzoek gedaan, maar voor de forecastingmodule zal dit verder uitgezocht moeten worden.
- Om de forecastingmodule uiteindelijk geschikt te maken voor verschillende bedrijven in verschillende branches zal de huidige methode getest moeten worden in een totaal andere branche, de verschillen en voornamelijk de gebreken van het huidige model zullen dan aan het licht komen en kunnen aangepast worden.



Bibliografie

- Bakker, d. F. (2008, 7 mei). *Bedrijven zitten te springen om forecasting tools*. Opgeroepen op 8 mei, 2008, van logistiek: http://www.logistiek.nl/nieuws/id6481-Bedrijven_zitten_te_springen_om_forecasting_tools.html
- Bermúdez, J., Segura, J., & Verscher, E. (2006). A decision support system methodology for forecasting of time series based on soft computing. *Computational Statistics & Data analysis* 51 , 177-191.
- Eillah, B., King, L., Snyder, L., & Koehler, A. (2006). Exponential smoothing model selection for forecasting. *International Journal of Forecasting* 22 , 239-247.
- Davis, D., & Mentzer, J. (2007). Organizational factors in sales forecasting management. *International Journal of Forecasting* 23 , 475-495.
- Geurts, P. (1999). *Van probleem naar onderzoek*. Cautinha: Bussum.
- Hanke, J., & Wichern, D. (2008). *Business Forecasting*. New Jersey: Prentice Hall.
- Hopp, W., & Spearman, M. (2000). *Factory Physics*. New York: Mc Graw Hill.
- Jain, C. (2006). Benchmarking: Forecasting Errors. *The Journal of Business Forecasting* No. 1 , 18-21.
- Jain, C. (2007). Benchmarking: Forecasting models. *The Journal of Business Forecasting*, No. 1 , 15-18.
- Jain, C. (2007). Benchmarking: Forecasting software and systems. *The journal of business forecasting*, No. 4 , 30-35.
- Kallenberg, W. (2006). *Statistische technieken*. Enschede: Universiteit Twente.
- Lee et al, W. (2007). Providing support for the use of analogies in demand forecasting tasks. *International Journal of Forecasting* No. 23 , 377-390.
- Little, J. (1975). Brandaid: A Marketing-Mix Model. *Operations research* , 628-655.
- Loo, v. M. (2006, 1 september). *Voorraadbeheer voor promotieartikelen*. Opgeroepen op 6 mei, 2008, van Logistiek: http://www.logistiek.nl/dossierartikelen/id648-Voorraadbeheer_voor_promotieartikelen.html
- Makridakis et al., S. (1984). *The forecasting accuracy of major time series methods*. New York: John Wiley & Sons.
- Makridakis, S., Hibon, M., & Ord, K. (2000). The M3 competition. *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, No. 4 , 433-436.
- Olsen, M., & Jose, M. (1982). Time-series forecasting: a testing of applications to the food-service industry. *Int. J. Hospitality management* Vol. 1 No. 3 , 151-156.
- Ramasubramaniam, V. (2007). *Time series analysis*. New Delhi: I.A.S.R.I. Library Avenue.
- Reid, R., & Sanders, N. (2005). *Operations Management*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Suryapranara, A. (2003). *Forecasting framework for inventory and sales of short life span products*. Delft: Delft University of Technology.
- Troost, S. (2007, 19 januari). *Zeven tips om vraagvoorspelling te verbeteren*. Opgeroepen op 22 april, 2008, van Logistiek: http://www.logistiek.nl/dossierartikelen/id648-Voorraadbeheer_voor_promotieartikelen.html
- Tryfos, P. (1998). *Methods for business analyses and forecasting: text & cases*. New York: John Wiley & Sons .
- Winston, W. (2004). *Operational Research*. New York: Thomson.



Bijlagen

Bijlage	1:	Moving
Bijlage 1: averages.....	69	
Bijlage 2: Simpele exponentiële smoothing.....		70
Bijlage 3: Holt methode.....		71
Bijlage 4: Winter methode.....		73
Bijlage 5: Decompositie.....		75
Bijlage 6: Simpele lineaire regressie.....		76
Bijlage 7: Berekenen autocorrelatie.....		77
Bijlage 8: Beoordelen autocorrelatie.....		78
Bijlage 9: Verwijderen van het actie-effect.....		79
Bijlage 10: Herkennen van uitschieters.....		80
Bijlage 11: Nauwkeurigheidanalyse.....		81
Bijlage 12: Trackingsignaal.....		82
Bijlage 13: Verschil wekelijkse en vierwekelijkse voorspelling.....		83
Bijlage 14: Voorspellen op korte en lange termijn.....		84
Bijlage 15: Vergelijken voorspellingen.....		85
Bijlage 16: Bijstellen parameters.....		88
Bijlage 17: Uitwerking van het maken van een voorspelling.....		90
Bijlage 18: Voorbeeld eventplanner.....		101
Bijlage 19: Opzet database.....		102
Bijlage 20: Reflectie.....		103