

Reducering av svinnet i färskvaruhandeln genom förbättrade efterfrågeprognoser

En studie på Pågen AB

Lund, juli 2013

Författare: Andreas Hellborg
Martin Mellvé
Martin Strandberg

Handledare: Johan Marklund
Produktionsekonomi, Lunds Tekniska Högskola

Förord

Denna rapport är en avslutning på författarnas civilingenjörsutbildning i Industriell ekonomi vid Lunds Tekniska Högskola. Rapporten har genomförts under institutionen för teknisk ekonomi och logistik på avdelningen produktionsekonomi, i samarbete med Pågen AB. Genomförandet av detta arbete har varit lärorikt och givit betydande erfarenheter inför framtida åtaganden i arbetslivet.

Först och främst vill vi rikta ett stort tack till Pågen AB som låtit oss testa våra idéer i en praktisk miljö. Utan denna möjlighet hade arbetet inte fått den tyngd som nu är närvarande och slutsatserna hade inte varit grundade i verkligheten. Vi vill också tacka vår handledare Johan Marklund som hjälpt oss igenom examensarbetet genom samtal och utbyte av idéer.

Vi hoppas examensarbetet är av intresse och att det kan inspirera till djupare studier.

Lund, i juli 2013

Andreas Hellborg

Martin Mellvé

Martin Strandberg

Sammanfattning

- Titel** Reducering av svinnet i färskvaruhandeln genom förbättrade efterfrågeprognoser
- Författare** Andreas Hellborg, Martin Mellvé och Martin Strandberg
- Handledare** Johan Marklund, Lunds Tekniska Högskola
- Bakgrund** Att ha rätt mängd varor, vid rätt tid och på rätt plats är ett centralt problem i färskvarubranschen. För att ta itu med denna problematik har författarna undersökt i vilken utsträckning avancerade prognosmodeller kan hjälpa branschen med detta problem.
- I arbetet undersöks effekterna av både enkla och avancerade modeller och jämförs med manuella prognoser som görs av säljarna på Pågen AB.
- Syfte** Att visa olika prognosmodellens effekter på Pågen ABs dagliga verksamhet i form av returmängd och servicegrad samt att jämföra modellerna med Pågens befintliga situation.
- Metod** För att genomföra projektet behöver författarna gå igenom tre steg:
1. Samla in data och analysera den
 2. Göra prognoser
 3. Simulera verksamheten utifrån att den bedrevs med prognosmodellerna
- Slutsats** Vid jämförelse av de olika prognosmodellerna framgår det tydligt att de mer avancerade modellerna ger bättre resultat. Skillnaden i antal returnerade bröd och missade försäljningar är så pass stor att författarna vid en implementation skulle rekommendera de mer avancerade modellerna.
- Jämfört med Pågens nuvarande situation innebär de avancerade

prognosmodellerna en klar förbättring. De enklare modellernas resultat liknar Pågens nuvarande resultat vilket skulle kunna förklaras med att Pågens säljare gör sina prognoser på ett liknande sätt.

Det framgår också att ju mer information som finns tillgänglig om systemet desto bättre går det att förutsäga var varor kommer behöva levereras. Ett förslag till ytterligare förbättring vore att skaffa ännu mer kampanjinformation och att samla in ännu mer data kring hur bröden exponeras i butikerna. Det finns dock en sannolikhet att detta är en orimlighet på grund av den stora mängden arbete det skulle kräva att samla in sådan data.

Nyckelord Efterfrågeprognoser, lagerstyrning, artificiella neurala nätverk, serviceoptimering, färskvaror.

Summary

- Title** Reducing the waste in perishable goods by improved demand forecasting
- Authors** Andreas Hellborg, Martin Mellvé and Martin Strandberg
- Supervisor** Johan Marklund, Lunds Tekniska Högskola
- Background** Having the right amount of goods, at the right time and the right place is a central problem in the fresh food industry. To address this problem, the authors examined the extent to which advanced forecasting models can help the industry with this problem.
- This paper examines the effects of both simple and advanced models and compares them with manual forecasts made by the sales force at Pågen AB.
- Objectives** To show the different forecasting models effect on Pågen ABs daily business measured in returned old bread and service level, and to compare the models with Pågen's existing situation.
- Method** To realize the project the authors need to go through three stages:
1. Collect data and analyze it
 2. Make forecasts
 3. Simulate business based on forecast models
- Conclusions** When comparing the different forecast models it is clear that the more advanced models provide better results. The difference in the number of returned bread and missed sales is so large that the authors would recommend the more advanced tools in event of an implementation.
- Compared with Pågen's current situation the advanced forecasting models represent a clear improvement. The simpler models are similar to Pågen's current results which could be explained by Pågen's sales force making their forecasts in a way similar to the

simpler methods.

It also appears that the more information that is available about the system, the better you can predict where the goods will need to be delivered. A suggestion for further improvement would be to get more promotion details and to collect even more data about how the breads are exposed in the stores. However, this may in some situations be difficult due to the large amount of resources required to collect such data.

Keywords Demand forecasting, inventory control, artificial neural networks, service optimization, perishable goods.

Ordbeskrivning och förkortningar

(A)NN	(Artificiella) neurala nätverk
EU	Exponentiell utjämning
Globala kampanjer	Kedjeomfattande kampanjer
GM	Glidande medelvärde
Lokala kampanjer	Butiksspecifika kampanjer
MAD	Mean average deviation
Prognosmodell	Metod för att framställa prognoser
Prognosverktyg	Mjukvara innehållande prognosmodeller
Serviceoptimering	Bestämning av mest ekonomiskt lönsamma leveranser

Innehållsförteckning

1	Inledning	2
1.1	Bakgrund	2
1.2	Problemformulering.....	4
1.3	Syfte	5
1.4	Intressenter.....	8
1.5	Avgränsning.....	9
1.6	Disposition	12
1.7	Läsanvisningar.....	13
2	Metodik.....	16
2.1	Metodikteori	16
2.2	Information och data	21
2.3	Prognostisering	22
2.4	Serviceoptimering.....	24
3	Teori.....	26
3.1	Tidsserieanalys.....	26
3.2	Prognosteori.....	29
3.3	Artificiella Neurala Nätverk.....	34
3.4	Serviceoptimering.....	45
4	Information och data	52
4.1	Identifiering av databehov	52
4.2	Insamling av data	56
4.3	Validering av data	63
4.4	Behandling av data.....	66
5	Prognostisering	70
5.1	Indata	70
5.2	Olika modeller	70
5.3	Olika brödsorter	71

5.4	Prognosresultat.....	73
6	Serviceoptimering.....	82
6.1	Bästa prognos	82
6.2	Antaganden.....	82
6.3	Bestämma servicegrad.....	83
6.4	Resultat	83
7	Diskussion	92
7.1	Har målen uppfyllts.....	92
7.2	Vad kan detta arbete ge praktiskt.....	94
7.3	Känslighetsanalys.....	95
7.4	Självkritik.....	96
7.5	Vad kan detta arbete tillföra akademien.....	96
7.6	Förslag på vidare forskning	97
8	Referenser.....	98
9	Bildreferenser	100
10	Appendix	102
10.1	Butiker som omfattas av studien	102
10.2	Produkter som innefattas i studien	104
10.3	Prognosfel utan kampanjer.....	106
10.4	Appendix 4: Prognosfel med kampanjer.....	110
10.5	Appendix 5: Simuleringsresultat utan kampanjer	114
10.6	Simuleringsresultat med kampanjer	117
10.7	Brödens maximala liggtid i butik.....	120

Figurförteckning

Figur 1, Antal butiker per Coop-kedja.....	10
Figur 2, Pågens försäljningsvärde per Coop-kedja.....	10
Figur 3, Geografisk spridning av valda butiker.....	11
Figur 4, Arbetsprocess för datainsamling.....	22
Figur 5, Arbetsprocess för prognostisering.....	24
Figur 6, Arbetsprocess för serviceoptimering.....	25
Figur 7, Linjär trend & differentiering.....	28
Figur 8, Schema för ett typiskt system.....	34
Figur 9, informationsflöde för ett "feed forward"-nätverk.....	35
Figur 10, Informationsflöde för ett "recurrent"-nätverk.....	36
Figur 11, Schematisk bild över en "hidden node".....	37
Figur 12, Exempel på överanpassning.....	41
Figur 13, Validerings- och träningsfel i neurala nätverk.....	42
Figur 14, Simuleringsprocessen.....	50
Figur 15, Beräkning av inleverans.....	50
Figur 16, Pågens transportflöde.....	60
Figur 17, Pågens informationsflöde.....	61
Figur 18, Parametrar i prognosmodellerna.....	71
Figur 19, Indelning av stor- och småsäljare.....	72
Figur 20, Andel bäst resultat per modell, utan kampanj.....	86
Figur 21, Bäst resultat: Pågen vs. NN, utan kampanj.....	87
Figur 22, Kostnadsbesparingsfördel utan kampanj.....	88
Figur 23, Andel bäst resultat per modell, med kampanj.....	90
Figur 24, Bäst resultat: Pågen vs. NN, med kampanj.....	91
Figur 25, Kostnadsbesparingsfördelning med kampanj.....	91

Tabellförteckning

Tabell 1, Sannolikheter vid val av bröd	68
Tabell 2, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum utan kampanjer.....	74
Tabell 3, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra utan kampanjer	74
Tabell 4, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum utan kampanjer	74
Tabell 5, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära utan kampanjer	75
Tabell 6, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Hela Coop utan kampanjer.....	75
Tabell 7, Bästa modeller utan kampanj	76
Tabell 8, Bästa prognos utan kampanjer, små- och storsäljare	77
Tabell 9, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum med kampanjer.....	77
Tabell 10, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra med kampanjer	77
Tabell 11, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum med kampanjer	78
Tabell 12, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära med kampanjer.....	78
Tabell 13, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Hela Coop med kampanjer.....	78
Tabell 14, Bästa prognosmodellerna med kampanjer	79
Tabell 15, Bästa prognos med kampanjer, små- och storsäljare	80
Tabell 16, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, GM & EU	84
Tabell 17, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, SA & SX.....	84
Tabell 18, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, NN & BP	84
Tabell 19, Resultat serviceoptimering: Pågen utan kampanj	85
Tabell 20, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, GM & EU	88
Tabell 21, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, SA & SX.....	89
Tabell 22, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, NN & BP	89
Tabell 23, Resultat serviceoptimering: Pågen med kampanj.....	89
Tabell 24, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum utan kampanjer.....	106
Tabell 25, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra utan kampanjer	107
Tabell 26, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum utan kampanjer	108
Tabell 27, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära utan kampanjer	109

Tabell 28, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum med kampanjer	110
Tabell 29, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra med kampanjer	111
Tabell 30, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum med kampanjer	112
Tabell 31, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära med kampanjer.....	113

1 Inledning

Detta kapitel syftar till att ge läsaren en introduktion till varför detta arbete har genomförts och vad det har för mål. En kort introduktion av författarnas situation och branschens behov kommer mynna ut i en problemformulering och beskrivning av arbetets syfte, där även en jämförelse med tidigare utförda teoretiska arbeten görs. Rapportens disposition presenteras i slutet av kapitlet.

1.1 Bakgrund

1.1.1 Prognosticas berättelse

Hösten 2011 kom idén till detta projekt. Vi var på väg till mataffären för att köpa lunch och när vi närmade oss affären såg vi en arbetare på livsmedelsbutiken komma ut med en vagn full av juiceförpackningar. Då det var en lite dyrare juice reagerade vi direkt och frågade varför juicen skulle slängas. Svaret var att bäst-före datumet hade gått ut och att juicen nu inte gick att sälja. Vi räknade antalet förpackningar till dryga 30 och uppskattade butikens inköpskostnad för juicen till 20 kronor. Vi kunde enkelt komma fram till att värdet av den slängda juicen låg någonstans omkring 600 kronor. Detta var i *en* livsmedelsbutik av Sveriges cirka 3400. Detta gällde en liten del av en produktkategori. Under en dag. Utifrån detta kunde vi bara ana vilka summor det handlade om i ett större perspektiv.

Efter detta började diskussionen om vad man skulle kunna göra för att komma åt svinnet i livsmedelsbranschen. Vi kom fram till att det fanns flera sätt att bemöta problemet men det mest intressanta för oss var att försöka förutsäga kundefterfrågan i butikerna. Hur många liter mjölk efterfrågar kunderna på till exempel måndagar och vad beror det på?

Vi spenderade de följande 6 månaderna med att fördjupa oss i prognosmetoder och utvecklade vår egna prognosmodell. Efter en ytlig undersökning av vilka prognosmodeller livsmedelsbranschen idag använder bestämde vi oss för att

starta företaget Prognostica AB och börja jobba mot just denna bransch. Den mest intressanta delen av branschen är för oss den del som arbetar med försäljning till slutkonsument. Det är här vi misstänker att det finns mönster i efterfrågan som inte är enkla att uttyda med manuell prognostisering eller enklare modeller.

Ett års erfarenhet senare började det bli dags att skriva ett examensarbete och för att blanda nytta med nöje kommer det här arbetet handla om hur prognostisering i livsmedelsbranschen kan förbättras samt vilken ekonomisk betydelse detta kan ha. Fokus kommer ligga på hur vår modell står sig mot andra modeller och mot dagens prognosverksamhet inom livsmedelsbranschen.

1.1.2 Livsmedelsbranschens behov

Problem kring att producera, beställa och lagerhålla rätt mängd varor genomsyrar nästan alla branscher. Även om behoven är likartade kan orsakerna vara skiftande, från att minska sin kapitalbindning till att reducera svinn. Just livsmedelsbranschens behov skiljer sig från många andra branscher då de till stor del hanterar färskvaror med begränsad livslängd. En vara som inte sålts inom ett visst datum slängs, med stora ekonomiska förluster som följd.

Hand i hand med detta problem finns krav från kunder, butiksägare och producenter på fulla hyllor i butik. Butikerna vill maximera sin försäljning och samtidigt undvika missnöjda kunder som inte kunnat köpa slutsålda varor. Kundernas beteende att främst ta de senast producerade varorna kombinerat med "fulla hyllor"-policyn leder till stora mängder svinn. Naturvårdsverkets studie av svinn i livsmedelskedjan visar att den största orsaken till svinn är att fel mängd varor köps in av butikerna (Naturvårdsverket, 2008).

Inköpsplanering är därmed butikernas främsta verktyg att hålla nere svinn och därmed ekonomiska förluster. Det finns många sätt inom lagerhantering att möta skiftande kundefterfråga varav de flesta är reaktiva och bygger på att ett visst grundlager hålls. Detta sätt att hantera lager kräver dock en viss hållbarhet av

produkterna, vilket inte är fallet för färskvaror. Varor som legat i butik en dag har redan förlorat en del av sitt kundvärde jämfört med dagsfärska varor.

Färskvarubranschen behöver vara proaktiva och försöka förutse morgondagens försäljning innan den har påbörjats. Denna prognosverksamhet finns redan inom en stor del av livsmedelsindustrin, antingen med hjälp av prognosmodell eller genom manuella prognoser av medarbetare. Med förbättrade system och med rätt indata finns möjlighet till ökad precision för prognoserna, vilket är ett steg mot minskat svinn och ökad servicegrad i butik.

1.1.3 Brödproducenternas försäljningsansvar i butik

I allmänhet är livsmedelsbutikerna ansvariga för sina inköp och sin försäljning. Detta innebär att de själva måste känna till kunderefterfrågan när de lägger order till sina grossister. De varor som inte säljs slängs på butikens bekostnad.

Brödproducenter har dock ett avtal med livsmedelsbutikerna som ger livsmedelsbutikerna full returrätt på alla produkter. Detta innebär i praktiken att Pågen och andra bagerier sköter försäljningen av sina varor i butik. De väljer själva hur många bröd som ska läggas ut i hyllorna och därmed faller det på bagerierna att övervaka efterfrågan på deras bröd. När för få bröd läggs ut i butik missar man försäljningsmöjligheter och när för många läggs ut får man stå för kostnaden av svinn.

Detta försäljningsansvar gör att bageribranschen är väl lämpade för denna studie, då det finns ett ekonomiskt intresse bakom ett väl fungerande prognosystem.

1.2 Problemformulering

Utgångspunkten för detta arbete är att undersöka hur prognosmodeller kan hjälpa företag i livsmedelsbranschen att effektivisera sin verksamhet. Tanken är att man genom bättre prognoser kan ha rätt antal varor i hyllan.

”Vilka förbättringar innebär en prognosmodell i de miljöer som saknar ett systematiskt prognosverktyg?”

Då många företag idag redan använder prognosmodeller är ett annat syfte att jämföra de nuvarande prognosmodellerna med den modell författarna utvecklat. Vi kommer i arbetet testa flera av de modeller som idag är standard i området och se om vår modell kan ge ett bättre prognosresultat.

”Ger vår modell signifikant mindre prognosfel än befintliga modeller på marknaden?”

Slutligen vill vi också utreda vilken ekonomisk betydelse prognoserna har för verksamheten. Denna frågeställning hjälper oss förstå vilken praktisk nytta prognosmodellen kan komma till. En del av detta arbete kommer bestå av att undersöka vad som är ”rätt” antal varor i hyllan. Detta kallar vi serviceoptimering.

”Vilken effekt har en prognosmodell i kombination med en serviceoptimering på servicegraden och mängden svinn?”

1.3 Syfte

1.3.1 Examensarbetets syfte

Syftet med detta examensarbete är att undersöka en av möjligheterna till att minska svinnet i livsmedelsbranschen. Det är författarnas tro att en god prognosverksamhet kombinerat med en genomtänkt serviceoptimering bör utgöra en grund i ett företags logistikverksamhet och effektivisera denna.

I detta arbete ämnar vi jämföra olika prognosmodeller och visa var dess olika styrkor ligger. Samtidigt vill vi visa hur viktigt det är att använda den information som prognosmodellen ger på ett korrekt sätt. För att kunna göra detta på ett så verklighetstroget sätt som möjligt har vi kontaktat Pågen AB som tillåtit oss att

undersöka våra teorier i deras företag. Vi kommer jämföra våra resultat med Pågens nuvarande arbetssätt och de prognosverktyg för brödförsäljning som för närvarande finns på plats och med andra prognosmodeller som används på marknaden idag.

1.3.2 Litteraturstudier

Detta stycke ska redogöra för det akademiska värdet av denna rapport och sätta den i kontrast till redan skrivna rapporter och artiklar. Genom litteraturstudier kan vi se vad som har gjorts tidigare och inom vilka områden det fattas slutsatser.

Genom att studera utgivna artiklar och arbeten inom området kan vi få nya idéer och hänvisa till resultat som andra studenter eller forskare har kommit fram till. Ämnet lagerstyrning, vilket detta projekt till stor del innefattas i, är väldokumenterat, men trots detta skiljer sig denna studie från alla funna projekt på en eller flera tongivande punkter.

Lagerstyrning av färskvaror är en aspekt som skiljer sig från den stora mängden arbeten då lagerstyrning traditionellt tenderar att rikta sig mot verkstads- och tillverkningsindustri, speciellt reservdelar. Den korta livslängden på produkterna ställer högre krav på exaktheten i prognoser då osålda produkter ger större förluster. Kouki C (2010) och Donselaar K (2006) har i sina studier av livsmedelsförsäljning tagit hänsyn till de korta livslängderna och den problematik som därmed uppkommer, men endast valt att hantera sina lager med traditionella lagerstyrningsmodeller. I respektive analys har man funnit optimala beställningspunkter och orderstorlekar. Man har dock inte valt att utvärdera möjligheterna för ett prognosystem för att se vilka resultat det skulle erbjuda dessa kortlivade varor.

Detta projekt kommer innefatta ett flertal specialfall där vanlig prognosverksamhet är särskilt problematisk. En påverkande faktor som faktiskt har diskuterats flitigt är kampanjer i form av reklamblad eller sänkt pris (Peters J,

2012). Peters har genomgående använt sig av regressionsmodeller för att testa vilka parametrar inom kampanjer som har störst påverkan och inom vilka områden kampanj-prognoser är mest användbart. Peters frågar sig själv om regressionsmodellerna är optimala för ändamålet, och tror att ytterligare förbättringar kan göras inom prognosområdet.

Enligt Geurts (1986) har det historiskt funnits en uppfattning inom detaljhandeln att deras efterfrågan inte kan hanteras av samma sorts prognosverktyg som inom tillverkningsindustrin. Geurts fann dock i sina studier att de gav likvärdiga resultat i båda branscher. Deras undersökning utgick från en ekonometrisk modell, Box-Jenkins och exponentiell utjämning. Artikeln diskuterar hur väl modellerna fungerar, men ingen vidare undersökning för implementering gjordes.

Slutligen har även litteraturstudier gjorts angående neurala nätverk. Ämnet är relativt ungt och de flesta artiklar som gjorts inom ämnet har ett rent jämförande syfte mellan olika prognosmodeller. Adhikari (2012) har i sin artikel gjort tester mellan neurala nätverk och ett flertal välanvända prognosmodeller (SARIMA, Holt-Winters och Support Vector Machine) på starkt säsongsberoende tidsserier. Författarna nöjde sig dock med att jämföra resultaten utan att undersöka på vilket sätt prognoserna kan användas praktiskt. Detta är genomgående för de artiklar som hittats inom ämnet neurala nätverk.

Det är författarnas ambition att på de ovanstående punkterna gå ett steg längre än vad tidigare projekt kunnat göra. Till skillnad från många projekt som har ett rent teoretiskt mål ska detta arbete resultera i ett verktyg som är färdigt att implementeras, vilket kräver att verktyget kan hantera alla situationer som Pågens försäljning ställs inför. Vi anser att det finns en avsaknad av helhetslösningar inom teorin, där man oftast väljer att fokusera på ett, ofta väldigt smalt, område. För att teorin, som oftast blir väldigt genomarbetad, faktiskt ska komma till gagn för samhället krävs det att man blickar ut från den akademiska

världen och ser var implementationer är möjliga och gör de anpassningar till verkligheten som är nödvändiga. Detta arbete har som mål att använda sig av alla de ovanstående delar där tidigare studier gjorts och utifrån dem göra något nytt, även om det av naturliga skäl inte kan gå på samma djup inom respektive område. Genom att använda oss av dessa delar hellre än att studera dem djupare, ämnar vi placera detta arbete centrerat mellan tidigare rapporter i en sammanslutande position.

1.4 Intressenter

1.4.1 Målgrupper

Den främsta målgruppen för detta arbete är Pågen AB och säljorganisationen inom deras verksamhet. Undersökningarna kommer ske på deras produkter och säljorganisation.

I förlängningen kan resultaten och jämförelsen av prognosmodeller vara av nytta för de delar av livsmedelsbranschen där kunskap om framtida efterfrågan är nödvändig. Vi anser bröd vara en bra representant för färskvaror i allmänhet och resultaten som visas bör vara tillämpbara på liknande produkter.

Även akademiska intressenter kan dra nytta av de resultat vi visar vid jämförelse av olika prognosmodeller. Författarna själva ansåg att det fanns en akademisk avsaknad av liknande jämförelser och hoppas att framtida studenter kan hjälpas av vårt arbete.

1.4.2 Om Pågen AB

Pågen AB är Sveriges största bageri med sin främsta marknad i Norden (Pågen, 2013a). Företaget grundades på slutet av 1800-talet under namnet Påhlssons bageri och har sedan dess drivits av familjen Påhlsson i fyra generationer. Pågen har en arbetsstyrka på ca 1 400 med en stabil omsättning på drygt 2,5 miljarder

SEK. År 2000 slogs företaget samman med Pååls Bageri och alla varor säljs nu under varumärket Pågen. Dagens produktion sker i Malmö och Göteborg och varuutbudet sträcker sig från mat- och korvbröd till fikabröd och skorpor.

Pågens organisation drivs idag genom moderbolaget Pågengruppen AB med Pågen AB och Pågen Färskröd AB som de största av Pågengruppens 10 dotterbolag. All produktion och utveckling sker inom Pågen AB medan Pågen Färskröd AB ansvarar för transport, försäljning och visuell marknadsföring i butik.

1.5 Avgränsning

Arbetets jämförelse kommer begränsas till en representativ mängd butiker med en viss geografisk spridning. Samtliga butiker kommer vara Coop-butiker då det är Coops försäljningsdata som idag finns tillgänglig på Pågen. Coop står idag för ca 20 % av Pågens försäljning och kan enligt Pågens anställda ses som en representativ delmängd för hela Pågens försäljning i Sverige. Coops dagligvaruhandel består av fyra olika sorters butikskedjor:

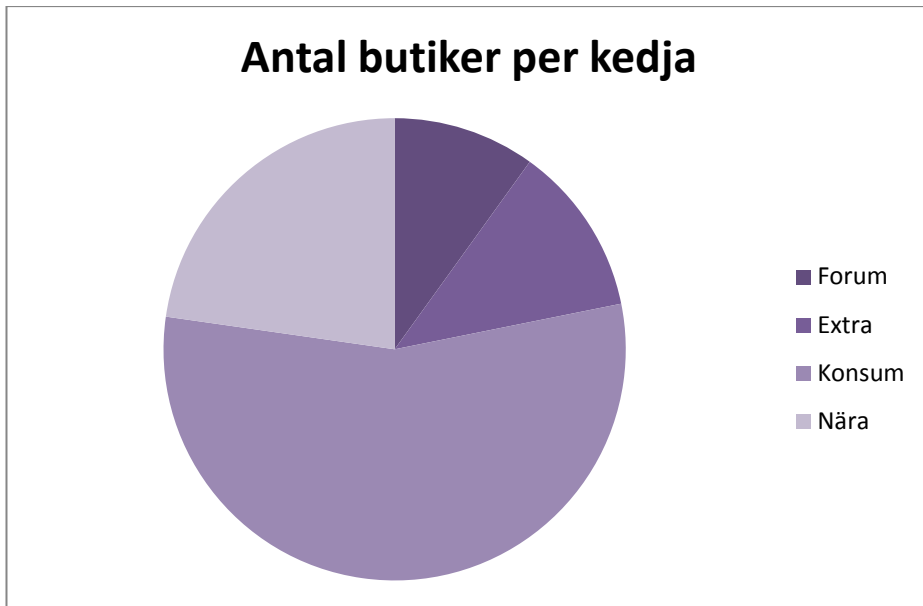
Forum – Coops stormarknader. Hög omsättning och relativt få butiker. Finns på strategisk utvalda platser med stora kundströmmar.

Extra – Den näst största sortens matbutik i Coop-kedjan. Det finns ungefär lika många Extra som Forum.

Konsum – Den vanligaste butikstypen. Butikerna är generellt sett av mellanstorlek.

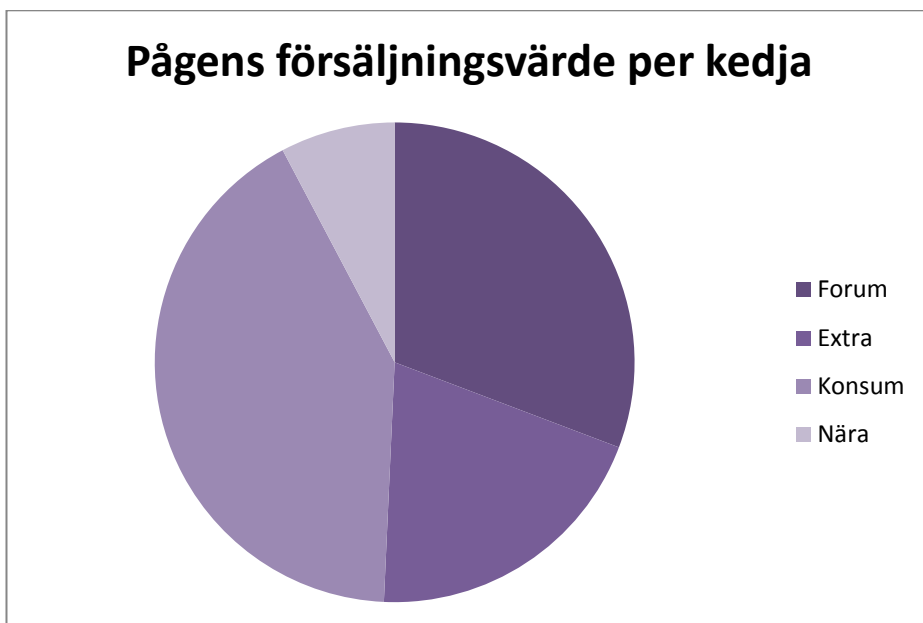
Nära – Småbutiker som fungerar som lokala handlare. Butikerna har oftast en låg omsättning.

Fördelningen av butiker inom varje kedja presenteras i Figur 1. Fördelningen av Pågens försäljning per Coop-kedja presenteras i Figur 2.



Figur 1, Antal butiker per Coop-kedja

(COOP, 2013)



Figur 2, Pågens försäljningsvärde per Coop-kedja

(Pågen, 2013b)

Som kan ses i ovanstående figurer står de relativt få Forumbutikerna för en stor del av Pågens försäljning inom Coop. Då dessa har så pass stor genomslagskraft har ett större antal av dessa butiker tagits med i studien. I Appendix 1 listas de butiker som tagits med i undersökningen. Figur 3 nedan visar den geografiska spridningen på de valda butikerna.



Figur 3, Geografisk spridning av valda butiker

Då data finns tillgänglig för Coop från 2011-06-28 är tidsavgränsningen från detta datum till 2013-03-20 vilket är det datum som data togs ut. Alla prognoser och resultat kommer alltså spegla denna tidsperiod om inte annat anges.

Vad gäller olika bröd inkluderas samtliga färskvaror som Pågen distribuerar. Fokus har lagts på färskvarorna då det är där störst nytta kan göras samt att de står för en övervägande majoritet av omsättningen. Då det inte finns möjlighet att göra prognoser för nyintroduktioner kommer dessa ej innefattas i detta examensarbete. En förteckning över samtliga produkter som behandlas i arbetet kan ses i Appendix 2.

På grund av bristfällig information kring lokala kampanjer kommer dessa inte analyseras i denna studie. Dock finns information kring när och var lokala kampanjer har inträffat, vilket gör det möjligt att utesluta dessa försäljningspunkter.

1.6 Disposition

Detta stycke ska ge en överskådlig blick över arbetet och i vilka kapitel man kan hitta vad.

Kapitel 1 – Inledning

Här introduceras arbetet och syftet förklaras. Information som är genomgående för hela arbetet kan här presenteras för första gången.

Kapitel 2 – Metodik

Arbetsmetodiken för arbetet presenteras här. Strukturen för de övriga kapitlen kan här ses övergripande.

Kapitel 3 – Teori

En presentation av de matematiska verktyg som använts samt hur teorin kring serviceoptimeringen är uppbyggd.

Kapitel 4 – Information och data

Genomgång av data som samlats in. Varför den samlats in, hur den samlats in och hur den behandlat.

Kapitel 5 – Prognostisering

Förklaring om hur prognoserna görs och presentation av prognosresultat för de olika modellerna.

Kapitel 6 – Serviceoptimering

Förklaring av hur serviceoptimeringen görs och presentation av de resultat de olika simuleringarna har gett

Kapitel 7 – Diskussion

Resultaten diskuteras och slutsats om modellernas effektivitet dras.

1.7 Läsanvisningar

Då vi identifierat tre olika intressentgrupper för vårt arbete gör vi här en mall för vilka delar som kan hoppas över av den specifika läsaren. Grupperna är Pågen AB, aktörer i färskvarubranschen och akademiker.

1.7.1 Pågen AB och övrig färskvarubransch:

Kapitel 1.3.2, som presenterar arbetets litteraturstudier, saknar med sannolikhet relevans för målgruppen.

Kapitel 2.1 kan med fördel lämnas åt akademien då den endast beskriver metodikstruktur för examensarbeten.

Hela kapitel 3 med undantag för 3.4 är en djupdykning i den matematik som använts i projektet och bör läsas av de som intresserar sig för prognosmodellernas uppbyggnad.

För denna målgrupp anser vi att kapitel 6 (Serviceoptimering) är av större intresse än kapitel 5 (Prognostisering). Båda kan vara intressanta men det är i kapitel 6 det praktiska utfallet av modellerna presenteras.

1.7.2 Akademiker

Som akademiker är potentiellt hela arbetet av intresse då olika akademiska inriktningar kan ta glädje av olika delar. Vill man lära sig mer om neurala nätverk rekommenderar vi att man söker sig vidare till de referenser vi angivit då detta arbete främst undersöker den praktiska nyttan av neurala nätverk och inte fokuserat på teoretisk förklaring.

Dessutom vill författarna tillägga att kapitel 5 kan vara mer intressant ur en vetenskaplig synvinkel än kapitel 6. Kapitel 6 tar hänsyn till många mjuka faktorer som är specifika för just detta projekt, och det kan vara svårt att dra generella slutsatser ifrån det.

2 Metodik

Detta kapitel inleds med analys av metodikteori vilket efterföljs av författarnas valda metodik för arbetet. Arbetets metodik delas in i tre faser: Information & data, Prognostisering och Serviceoptimering.

2.1 Metodikteori

2.1.1 Definition av operationsanalys

Operationsanalys (Operations Research) definieras av Hillier & Lieberman (2010) som användandet av matematiska modeller och metoder för att förbättra utförandet av aktiviteter inom organisationer och ge beslutsunderlag till sin verksamhet. Syftet är att genom vetenskaplig analys på bästa sätt allokera och använda de resurser en organisation har till sitt förfogande. En aspekt som har gjort operationsanalys framgångsrikt är dess breda helhetssyn där man aktivt undviker suboptimering av organisationen, vilket det fanns ett stort behov för när metoden utvecklades under 40-talet.

2.1.2 Metodik för operationsanalys

Hillier & Lieberman föreslår följande metodik för utförande av en operationsanalytisk studie:

1. **Definiera problem och samla in data**
2. **Formulera en matematisk modell som representerar problemet**
3. **Skapa ett dator-baserat tillvägagångssätt för att hitta lösningar till problemet**
4. **Testa modellen och förbättra vid behov**
5. **Förbered modellen för användande och integration i företaget**
6. **Implementera**

Denna modell är anpassad efter tanken att man har ett problem utan tillgång till verktygen som krävs för att lösa problemet. Initialt identifieras problemen och undersökningar görs av vilka data som finns tillgängliga. Först därefter utvecklar man sina modeller och lösningar och testar dem.

I vår studie ser förutsättningarna något annorlunda ut, där vi utifrån en redan utvecklad modell vill undersöka vilka resultat en implementering i en organisation skulle få. En variant av Hillier & Liebermans metod har föreslagits av Rajgopal J. (2001), och även om skillnaderna är små är den bättre definierad för vårt projekt:

1. Förutsättningar för projektet och problemorientering

En viktig del av operationsanalys är definiering av projektgruppen som ska utföra projektet och skaffa nära kontakt med de delar av organisationen som kommer påverkas av projektet. Studier bör göras för att se vad (om något) som har gjorts historiskt för att lösa problemet.

2. Problemdefinition

Formulera problemen man vill lösa och vilka verktyg man har att tillfoga för att lösa dessa. Dessutom bör man specificera hur resultaten ska mätas och sätta gränser för omfattning av projektet.

3. Datainsamling

Insamling av data som krävs för att utföra projektet. Data kan samlas in på många olika sätt såsom observationer, standarder eller från databaser. Oavsett vilket sätt som används bör dess validitet säkerställas.

4. Formulering av modell

Val av vilken typ av modell som ska användas i projektet. De tillgängliga modellerna kan ha många olika skepnader, men ska kunna lösa problemen som definierats genom matematiska metoder.

5. Modellval

Projektgruppen bör välja en eller ett flertal modeller som ska anpassas till projektet. Se till att modellen löser de problem som har definierats på bästa sätt.

6. Validering och analys

När modellen har gett resultat gäller det att verifiera att modellen ger rimliga resultat och att den ger en representativ bild av det verkliga systemet. Både problem inom själva modellen och skillnader mellan verklighet och modell måste hanteras. Dessutom bör en robusthetsanalys utföras för att se hur väl modellen fungerar vid förändringar av systemet.

7. Implementering och övervakning

Det sista steget behandlar implementeringen och dokumentering. Övervakning av systemet bör fortgå för att säkerställa att systemet fungerar som tänkt.

2.1.3 Anpassning av metodik

Detta projekt skiljer sig från grundförutsättningar för de metodiker som Hillier & Lieberman och Rajgopal presenterar. Dels är detta projekt uppbyggt kring en redan utvecklad modell som ska anpassas till en specifik situation i ett företag och dess förutsättningar. Därmed är både modellformuleringen och modellvalet till stor del gjort, även om det kommer vara ett flertal olika matematiska verktyg som testas och jämförs inom modellen. Dessutom kommer projektet inte innefatta implementering och övervakning, vilket därmed faller utanför ramen för vår studie.

Metodiken för detta projekt kommer därmed bestå av:

1. Bakgrund och syfte för projektet

2. Informations- och datainsamling

- a. Identifiering av databehov
- b. Insamling av data
- c. Validering av data
- d. Databehandling
- e. Uppföljning

3. Prognostisering

- a. Indataanalys
- b. Prognosmodeller
- c. Indelning i bröd-grupper
- d. Prognos
- e. Mätning av prognosfel
- f. Val av prognos för serviceoptimering

4. Serviceoptimering

- a. Användande av bästa prognos
- b. Validering av antaganden
- c. Val av servicegrad
- d. Simulering
- e. Resultat
- f. Validering

5. Diskussion och uppföljning

2.1.4 Primär- och sekundärdata

Vid insamling av data är det viktigt att undersöka källans trovärdighet och att den data som används är korrekt. Vid en sådan analys är det av intresse att veta om man använder primär eller sekundär data, då tillvägagångssätten för validering kan skilja mellan dessa. Datamängderna definieras enligt nedan. (University of Maryland, 2013)

Primärdata definieras som data och information som endast har blivit insamlad utan att filtreras eller tolkas av mellanhänder. Primärdata kan samlas in på en mängd olika sätt, exempelvis genom databaser, intervjuer eller egna mätningar. Även om primärdata anses vara mer tillförlitlig än sekundär data bör viss validering genomföras för att säkerställa korrekthet.

Sekundär data definieras som utvärderingar och diskussioner kring primärdata. Den innehåller tolkningar från upphovsmakaren och bör därför granskas och valideras noga. Exempel på sekundär data är uppslagsböcker, läroböcker och artiklar. Det kan i många fall vara svårt att särskilja primär, sekundär och även tertiär data, då allt måste sättas i sitt sammanhang.

2.1.5 Kvantitativ och kvalitativ analys

Kvantitativ data är den typ som kan uttryckas i numeriska värden, medan kvalitativ data bygger på beskrivningar och förståelse kring system och insamlas exempelvis genom samtal och intervjuer. (Höst, 2006)

Detta projekt bygger på kvantitativ analys, och den största delmängden insamlad data består av kvantitativ data vilket kan läsas mer om i kapitel 4, Information och data. Det finns dock även en kvalitativ del i datainsamling som främst består i information kring hur Pågens informations- och distributionsflöden är utformade.

Både kvalitativ och kvantitativ data kräver validering och verifiering för att säkerställa att dessa både representerar verkligheten på ett bra sätt och all data i sig är korrekt. Kvalitativ data kan valideras och verifieras matematiskt och systematiskt genom undersökning av data, antingen genomgående eller genom stickprov. Kvalitativ data insamlas oftast genom samtal och intervjuer, varvid de intervjuades kunskap i ämnet bör säkerställas. Denna typ av data bör helst säkerställas från flera källor för att uppnå högre verifiering.

Till denna studie har inga regelrätta intervjuer genomförts. Information som har varit nödvändig har kommit fram genom diskussioner med Pågens anställda och bland annat analys av produktionsscheman. De diskussioner som varit nödvändiga har utgått från vissa huvudpunkter som har varit basen i diskussionen, men stor del av våra frågor har kommit utifrån de svar som getts. Den information som inte kunnat kvantifieras har endast varit nödvändig för att öka författarnas förståelse för Pågens situation och system.

2.2 Information och data

För att kunna genomföra studien krävs tillgång både till information och data som finns sammanställd inom Pågen idag och information och data som för närvarande bara existerar hos Pågens kunder. För att veta vilken data som behövs inleds datainsamlingen med identifiering av databehov. Vad krävs för att uppnå målet med studien?

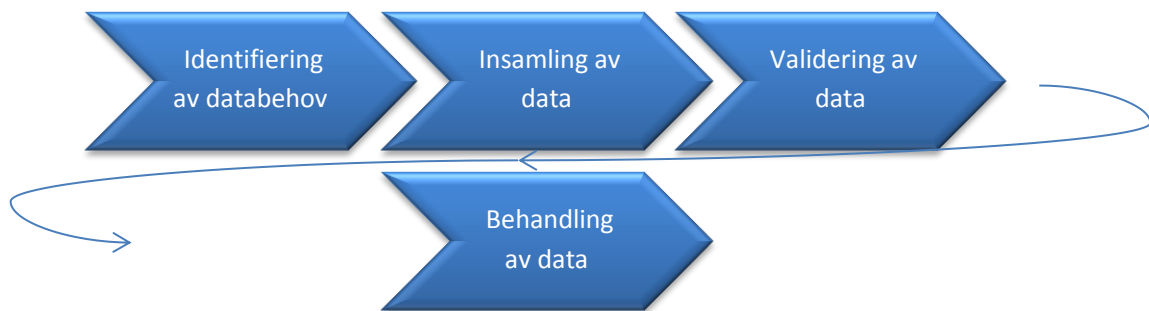
Information kring Pågens företagsstruktur och hur de idag arbetar med prognoser bör bäst komma fram genom samtal med personer som är inblandade i de delarna av företaget som ska analyseras.

Då en stor datamängd kommer samlas in för arbetet är det viktigt att bedömning av all datas tillförlitlighet genomförs. Därför kommer all nyintroducerad data i arbetet följas upp med en validering av data där dess reliabilitet ifrågasätts och analys genomförs om insamlad data uppfyller de krav som ställts.

Insamlad data kommer i många fall vara rådata, det vill säga hämtad direkt från huvudkällan innan den behandlats eller manipulerats på något sätt. Därför kommer data behandlas i detta arbete för att kunna uppfylla sitt syfte. Rapporten

kommer kontinuerligt presentera rådata, behandlad data och hur behandlingen har skett.

Arbetsprocessen för datainsamling beskrivs i Figur 4 nedan.



Figur 4, Arbetsprocess för datainsamling

2.3 Prognostisering

När all data är behandlad är nästa steg att börja prognostisera. Då syftet med arbetet är att jämföra olika prognosmodellernas effekter görs först en uppdelning efter de olika prognosmodellerna. Alla prognoser ska göras med samtliga modeller.

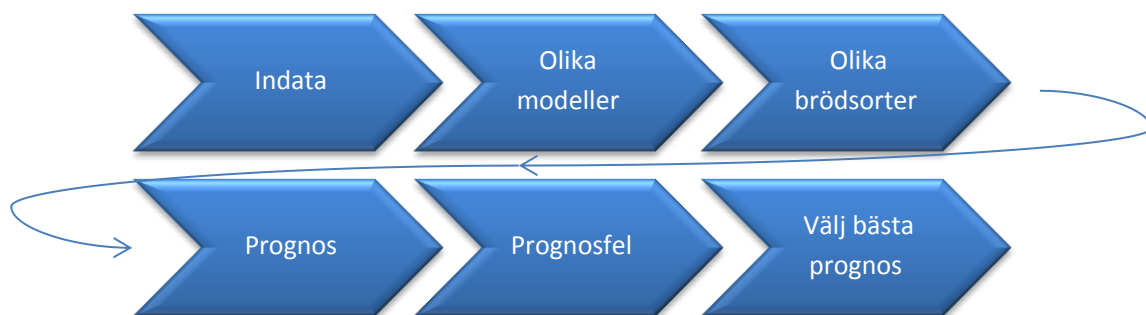
Utöver de olika modellerna krävs ytterligare en uppdelning för olika sorters brödefterfrågan för Pågen. Här kommer skiljas på storsäljare och småsäljare i syfte att undersöka om prognosmodellerna hanterar dessa grupper olika bra. Bröd som i butik säljs i väldigt låga kvantiteter antar vi inte ha de klara veckomönster som de större säljarna har eller i varje fall kommer de inte vara lika tydliga.

För alla bröd fås sedan prognoser på butiksnivå för de olika modellerna och utifrån detta kan jämförelse av prognos ske mot det verkliga utfallet och ge ett

prognosfel. Resultatet av detta kommer vara avgörande för slutsatsen huruvida vår modell presterar bättre än de mer traditionella prognosmetoderna.

Om inte neurala nätverksmodellen skulle ge bäst resultat i alla lägen, speciellt finns misstanke om att de bröd som säljs i låga volymer kan gynnas av simplare modeller, väljs den modell som ger minst prognosfel i just det specifika fallet.

Arbetsprocessen för prognostisering beskrivs i Figur 5 nedan.



Figur 5, Arbetsprocess för prognostisering

2.4 Serviceoptimering

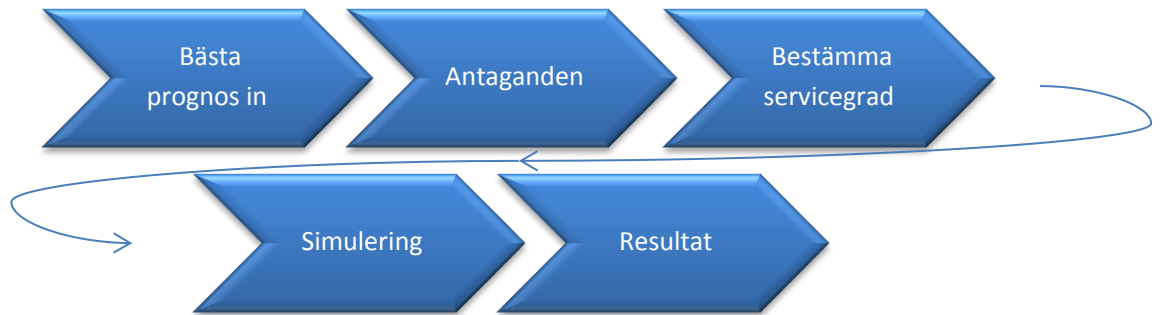
Serviceoptimeringen går ut på att bestämma vilken mängd bröd som ska läggas in i butik varje dag. Den prognosmodell som gav bäst resultat i prognostiseringsdelen används som grund.

Nästa steg är att gå igenom alla antaganden som görs för optimeringen och analysera huruvida dessa är rimliga eller inte. För att få ett så gott resultat som möjligt ska optimeringen göras för olika antaganden förutsatt att flera antaganden är rimliga för samma uppskattning.

På grundprognosen ska sedan ett säkerhetslager läggas på prognoserna som ska ge oss den optimala balansen mellan servicegrad och svinn.

Optimeringen görs sedan som en simulering för en tidsperiod där resultaten kan jämföras med Pågens nuvarande resultat.

Arbetsprocessen för serviceoptimering beskrivs i Figur 6 nedan.



Figur 6, Arbetsprocess för serviceoptimering

3 Teori

Detta kapitel kommer innehålla all beskrivning av använd teori, både det som tagits från den akademiska världen och det som utvecklats av författarna själva för detta arbete. Först beskrivs Tidsserieanalys och Prognostteori, där stor fokus har lagts på beskrivning av Neurala nätverk. Därefter beskrivs författarnas egen arbetsgång i Serviceoptimering.

3.1 Tidsserieanalys

En tidsserie är en sekvens av datapunkter där varje punkt motsvarar en viss tidpunkt. Oftast är tidpunkterna jämnt fördelade, exempelvis en datapunkt per dag. Typexemplet när det gäller tidserier är aktiekurser. Tidserier kan vara i båda kontinuerlig och diskret tid, men i detta arbete fokuseras endast på diskreta serier.

Ett sätt att beskriva tidsserier är med hjälp av stokastiska processer. En stokastisk process är en samling av stokastiska variabler $\{X(t), t \in T\}$ där $X(t)$ är en stokastisk variabel och t är en tidpunkt inom tidsrymden T . För varje tidpunkt finns det en motsvarande stokastisk variabel, och dess egenskaper bestäms av processen. En av de enklaste stokastiska processerna är en s.k. "random walk" – process. Den kan definieras som:

$$X(t) = X(t - 1) + e_t \quad (1)$$

Värdet vid tidpunkten t bestäms av värdet i förra tidpunkten plus en slumpmässig förändring e_t . En vanlig hypotes är att aktiekurser kan beskrivas som en "random walk", vilket kan tolkas som att det inte går att förutsäga hur aktiekurser utvecklar sig endast med hjälp av historisk data.

En stokastisk process kan beskrivas som svagt stationär ("Wide sense stationary"). Detta innebär att medelvärdet och variansen för den stokastiska processen inte varierar med tiden.

$$\begin{cases} E(X(t)) = \mu & \forall t \\ V(X(t)) = \sigma^2 & \forall t \end{cases} \quad (2)$$

I ovanstående gäller att μ och σ^2 är oberoende av tiden. Stationäritet är en egenskap som underlättar arbetet med processen.

3.1.1 Transformationer

Vissa tidsserier är inte stationära, men stationäritet kan ibland uppnås genom att man transformerar tidsserien. Två huvudsakliga metoder diskuteras här, differentiering samt Box-Cox transformation.

3.1.1.1 Differentiering

Differentiering innebär att man ersätter varje punkt $X(t)$ med $X(t) - X(t - 1)$, d.v.s. skillnaden mellan varje punkt. Betrakta följande stokastiska process

$$\begin{cases} X(t) = X(t - 1) + 1 + e_t & t \geq 1 \\ X(0) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

Denna process kommer att öka linjärt med tiden på grund av konstanten som läggs på vid varje tidpunkt. Om vi beräknar medelvärdet för (3)

$$E(X(t)) = E(X(t - 1) + 1 + e_t) = E(X(t - 1)) + E(1) + \quad (4)$$

$$E(e_t) = E(X(t - 1)) + 1 = E(X(t - 2)) + 1 + 1 = \dots = t$$

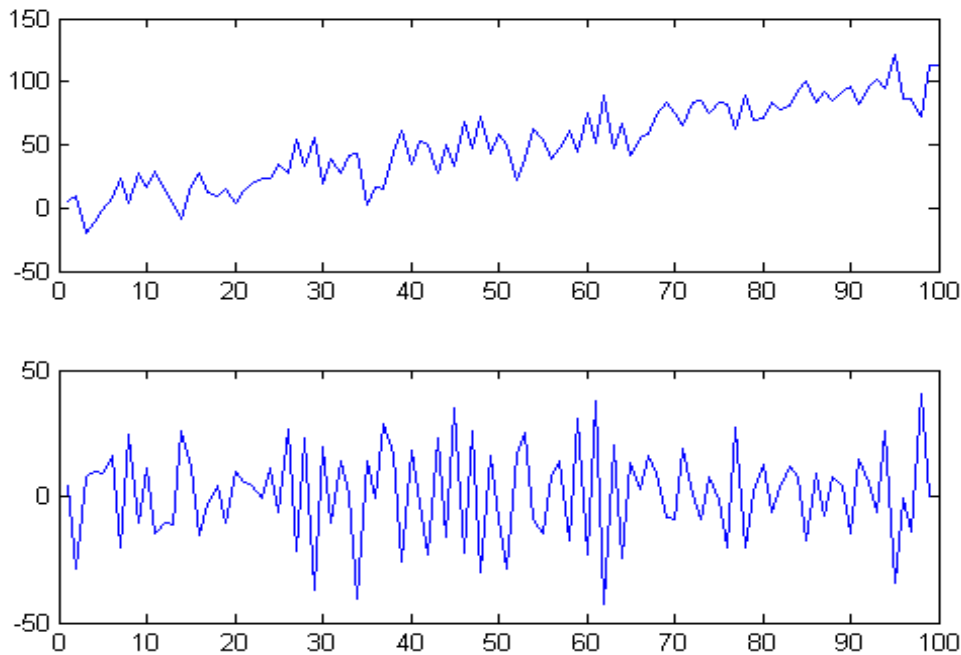
Utifrån detta kan utläsas att processen ej är stationär då medelvärdet beror på t .

Dock går detta att lösa genom differentiering.

$$Y(t) = X(t) - X(t - 1) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} E(Y(t)) &= E(X(t) - X(t - 1)) = E(X(t)) - E(X(t - 1)) & (6) \\ &= t - (t - 1) = 1 \end{aligned}$$

Differentieringen har medfört att medelvärdet numera inte beror på t , och eftersom variansen inte heller beror på t är serien svagt stationär.



Figur 7, Linjär trend & differentiering

I den övre bilden ser vi att medelvärdet ökar med tiden, d.v.s. processen är inte stationär. Genom att differentiera en gång har vi dock fått fram en stationär process.

Att sedan transformera tillbaka den differentierade tidsserien till sin originalform är enkelt, och görs genom omskrivning av den först definierade differentieringen.

$$X(t) = X(t - 1) + Y(t) \quad (7)$$

3.1.1.2 Box-Cox transformation

Den andra metoden, Box-Cox, är definierad som:

$$Y(t) = \begin{cases} \frac{X(t)^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \log(X(t)) & \lambda = 0 \end{cases} \quad (8)$$

Lämpliga värden på λ kan bestämmas genom "maximum likelihood"-metoden.

Genom att använda sig av Box-Cox transformation kan man hantera serier som har t.ex. ökande varians.

Att transformera tillbaka är även i det här fallet okomplicerat:

$$X(t) = \begin{cases} (Y(t) * \lambda + 1)^{-\lambda} & \lambda \neq 0 \\ e^{Y(t)} & \lambda = 0 \end{cases} \quad (9)$$

3.1.1.3 Arbetsmetodik

Användandet av transformationer kan beskrivas i tre steg:

1. Transformera originaltidsserien
2. Gör prognoser på den transformerade tidsserien
3. Transformera tillbaka prognoserna

3.2 Prognosteori

Prognoser kan matematiskt förklaras som ett sätt att skatta framtida utfall av en stokastisk process. För att göra detta försöker man hitta en modell som beskriver den stokastiska processen och sedan utifrån denna göra skattningar.

3.2.1 Glidande medelvärde

Ett glidande medelvärde är ett av de enklaste sätten att skapa prognoser.

Metoden fungerar så att prognosen för nästa tidsperiod är lika med medelvärdet av de n senaste tidsperioderna. Den enda parametern som måste bestämmas är n , vilket kan göras genom en enkel optimering på historisk data eller genom en

ad-hoc lösning. Ett stort värde på n ger stabilare prognoser men tar lång tid att anpassa sig om efterfrågan förändras, t.ex. genom trender. (Axsäter, 2006)

$$\hat{y}(t + 1) = \frac{1}{n} * \sum_{i=0}^{n-1} y(t - i) \quad (10)$$

3.2.2 Enkel exponentiell utjämning

Enkel exponentiell utjämning är en metod som till stor del liknar glidande medelvärde. Skillnaden är dock att exponentiell utjämning tar större hänsyn till senare tidsperioder och mindre hänsyn till tidsperioder längre bak i tiden. Även här finns det bara en parameter, utjämningskonstanten α , som bestäms på samma sätt som parametern i glidande medelvärde.

$$\begin{cases} \hat{y}(t + 1) = \alpha * y(t) + (1 - \alpha) * \hat{y}(t) \\ \hat{y}(1) = y(0) \end{cases} \quad (11)$$

Det finns även utvidgningar av exponentiell utjämning som tar hänsyn till trender och cykliska mönster. I detta arbete används endast den grundläggande typen som beskrivs i formel (11) ovan. (Axsäter, 2006)

3.2.3 ARMA

ARMA (AutoRegressive Moving Average) är en linjär modell för stokastiska processer (Brockwell, 2002). Den kan delas upp i två stycken delar, en AR-modell och en MA-modell.

3.2.3.1 Autoregressive

En autoregressiv modell av ordning p , $AR(p)$, kan beskrivas av följande stokastiska process:

$$\begin{cases} Y_t = -a_1 * Y_{t-1} - \dots - a_p * Y_{t-p} + e_t \\ e_t \sim N(0, \sigma^2) \end{cases} \quad (12)$$

Som man kan se i (12) är nästa term en linjärkombination av de p senaste termerna plus en slumpfaktor. En AR(1) modell med $a_1 = -1$ blir ekvivalent med "random walk" som nämndes tidigare i kapitlet.

Prediktion av en AR-modell fås genom att anta att brustermen är noll (väntevärdet) och att de tidigare termerna är redan kända:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = E(Y_t) &= E(-a_1 * Y_{t-1} - \dots - a_p * Y_{t-p} + e_t) \\ &= -a_1 * Y_{t-1} - \dots - a_p * Y_{t-p} \end{aligned} \quad (13)$$

3.2.3.2 Moving average

En moving average-modell av ordning q, MA(q), kan beskrivas av följande funktion:

$$Y_t = e_t + c_1 * e_{t-1} + \dots + c_q * e_{t-q} \quad (14)$$

Modellen är en linjärkombination av tidigare brustermer.

3.2.3.3 Autoregressive moving average

Om vi kombinerar de två modellerna som beskrivs i (12) och (14) får vi en ARMA(p,q)-modell, som kan beskrivas med följande ekvation:

$$Y_t = -a_1 * Y_{t-1} - \dots - a_p * Y_{t-p} + e_t + c_1 * e_{t-1} + \dots + c_q * e_{t-q} \quad (15)$$

Om vi har en tidsserie med historisk data vill vi hitta en ARMA-modell som passar denna. Detta är en två-steps process. Första steget är att bestämma värdet på p (d.v.s. hur många historiska termer som ska tas med). Detta kan göras genom att studera hur autokorrelationen och den partiella autokorrelationen ser ut. Om det

t.ex. finns en stark korrelation mellan värdet vid tiden t och värdet vid t-6 betyder det att vi vill ha med motsvarande term i AR-modellen (d.v.s. $p = 6$).

Steg två består av att bestämma modellens parametrar. Detta kan göras genom "maximum likelihood"-skattning eller "least squares".

En vanlig utvidgning av ARMA-modeller är s.k. SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with exogenous inputs). Skillnaden här jämfört med ARMA-modeller är att man infört differentiering samt externa parameterer t.ex. väder. SARIMAX-modeller är väldigt anpassningsbara och används inom många områden för prediktering. Nackdelar med modellen är att den dels är linjär och endast passar för stationära system.

3.2.4 Prognosavvikelse

För att kunna jämföra prognoser krävs det verktyg som möjliggör kvantifiering av prognosavvikelsen. Det finns flera sådana mätmetoder och nedan följer några av de vanligaste.

3.2.4.1 Mean absolute deviation (MAD)

MAD beror helt på tidsseriens skalning vilket gör att metoden inte kan jämföras mellan olika tidsserier. Det är dock enkelt att tolka och ger en snabb uppfattning om hur stor avvikelse prognosen har.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{16}$$

y_i : faktiskt utfall

\hat{y}_i : prognos

3.2.4.2 Root mean square error (RMSE)

RMSE liknar MAD och har liknande egenskaper. Den största skillnaden är att RMSE är känsligare mot stora avvikelser, eftersom man tar termerna i kvadrat.

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

y_i : faktiskt utfall

\hat{y}_i : prognos

3.2.4.3 Mean percentage error (MPE)

Fördelar med MPE är att den inte beror på skalningen av tidsserier och att man därför kan jämföra olika serier enklare. Procentfelet ger dessutom en intuitiv bild av hur tillförlitlig prognosen är. Nackdelen är att procentfelet kan bli missvisande om vi har värden nära noll, då detta medför ett procentfel som kan gå mot oändligheten.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (18)$$

y_i : faktiskt utfall

\hat{y}_i : prognos

3.2.4.4 Systematiska fel

Om felet är markant skilt från noll innebär detta att prognosen ger systematiskt för höga/låga prognoser och inte är väntevärdesriktig. Om det systematiska felet är stort är det en indikation på att modellen som används antingen har dåligt valda parametrar eller är olämplig för uppgiften.

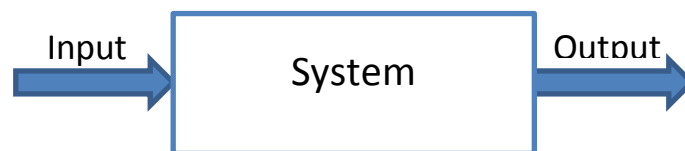
$$\text{Systematiskt fel} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i \quad (19)$$

y_i : faktiskt utfall

\hat{y}_i : prognos

3.3 Artificiella Neurala Nätverk

Ett artificiellt neuralt nätverk (ANN) är en matematisk metod för att modellera komplexa samband mellan inputs och outputs i ett system. ANN är väldigt generella och kan anpassas till en mängd olika problem, såsom regression och klassifikation. Med regression menas prognoser av framtiden, medan klassifikation innebär att man försöker avgöra om ett visst datamängd tillhör en grupp eller inte. Exempel på tillämpningar är prognostisering av vindkraftsproduktion (Kariniotakis, 1996) och ansiktsigenkänning (Rowley, 1998).



Figur 8, Schema för ett typiskt system

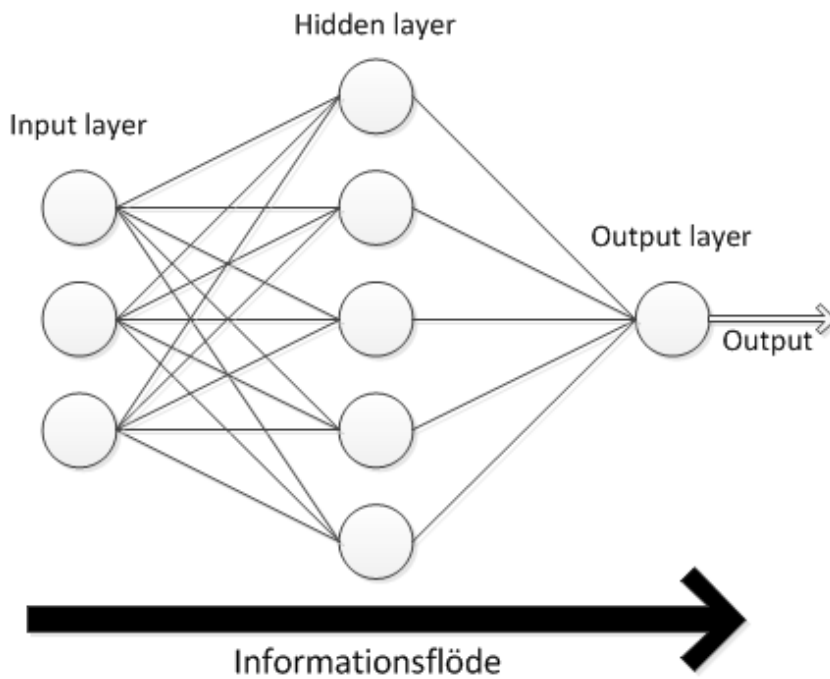
En ofta förekommande situation är att man har ett system där man inte på ett enkelt sätt kan uttrycka hur systemet fungerar med hjälp av vanliga matematiska funktioner. Som ett exempel kan vi betrakta elförbrukningen inom ett elnät. Elförbrukningen kan sägas vara en funktion av ett antal inputs såsom sociala mönster och väder. Det kanske är möjligt att ställa upp denna funktion genom att använda sig av fysiska lagar, men p.g.a. komplexiteten är det en stor risk att funktionen blir fel eller är svår att ställa upp. Istället kan vi använda oss av ett ANN som försöker approximera systemet.

3.3.1 Struktur för ett ANN

Ett ANN brukar beskrivas som ett nätverk av sammankopplade noder. Det finns tre typer av noder; "input", "hidden", "output". Dessa brukar sedan läggas i lager, där varje lager har ett varierande antal noder. Varje nod är sedan kopplade till andra noder, där en given nod har vissa andra noder som input och andra noder som output. Om nätverket är uppbyggt på ett sådant sätt att det inte finns några återkopplingar definieras det som ett "feed-forward" nätverk, annars kallas det för

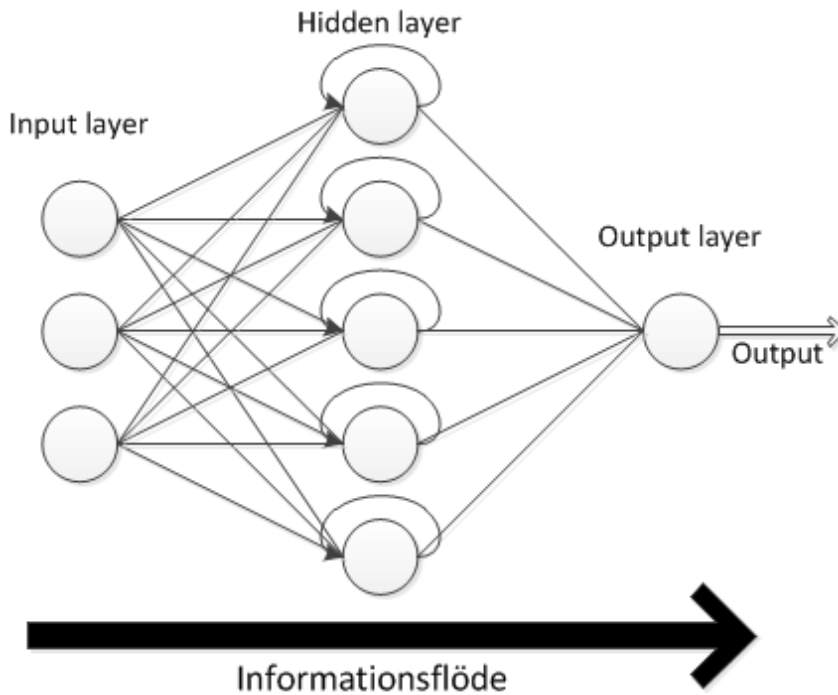
"recurrent". "Recurrent"-nätverk tar längre tid att bygga upp och parameterbestämma och därför används istället "feed-forward"-nätverk i detta projekt.

"Feed forward" nätverk



Figur 9, informationsflöde för ett "feed forward"-nätverk

”Recurrent” nätverk



Figur 10, Informationsflöde för ett ”recurrent”-nätverk

3.3.1.1 Input nodes

Den första typen är s.k. ”input nodes”, dessa noder ”skickar” in data vidare in i nätverket. Exempel på en input kan vara nuvarande temperatur när man försöker göra prognoser på elförbrukning. Även tidsförskjutna inputs så som försäljningen förra veckan ingår.

3.3.1.2 Hidden nodes

Dessa noder är uppbyggda så att de tar emot inputs (antingen från ”input nodes” eller andra ”hidden nodes”), viktat samman dessa, transformerar om datan genom nodens aktiveringsfunktion, och sedan skickar denna data vidare i nätverket.

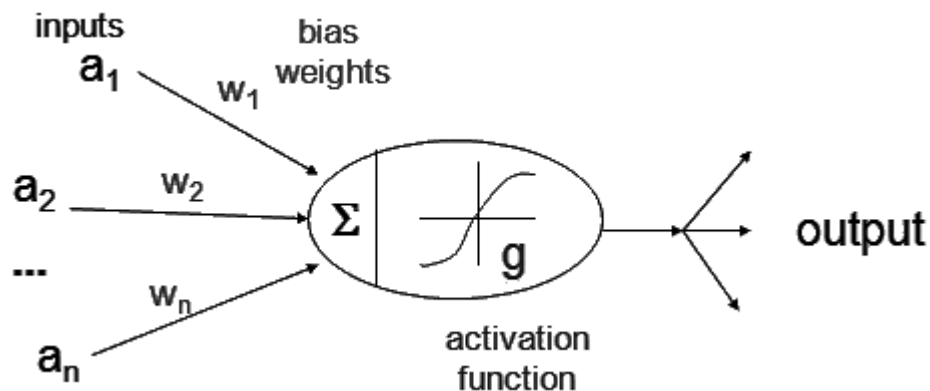
Matematiskt kan dessa noder beskrivas på följande sätt:

$$y = f(W * X^T + b) \quad (20)$$

W är en radvektor med vikter för inputs
 X är en radvektor med inputs till noden
 b är en variabel oberoende av inputsen, s. k. "bias"
 $W * X^T + b$ blir summan av viktningen av inputsen
 $f(x)$ är aktiveringsfunktionen
 y är outputen från noden

Nätverkets parameterar blir just alla noders vikter.

Valet av aktiveringsfunktion i (20) är väldigt viktigt då det är denna funktion som ger ANN sina olinjära egenskaper. Om vi väljer $f(x) = x$, d.v.s. en linjär aktiveringsfunktion, blir nätverket ekvivalent med en AR-modell. Ett vanligt val av aktiveringsfunktion är tangens hyperbolicus (tanh) vilket är den aktiveringsfunktion som används i detta projekt.



Figur 11, Schematisk bild över en "hidden node"

(Indiana University South Bend, 2013)

3.3.1.3 Output nodes

Den sista typen av noder brukar kallas "output nodes", och de följer samma princip som "hidden nodes", d.v.s man viktar ihop inputs och låter dem gå genom en aktiveringsfunktion. Dock brukar man låta aktiveringsfunktionen vara linjär,

vilket gör att nätverkets output kan anta vilket värde som helst bland de reella talen.

Om nätverket försöker replikera en funktion

$$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$$

kommer nätverket ha totalt n st "input nodes" och m st "output nodes". Antalet "hidden nodes" följer inte någon specifik regel, men generellt sätt behövs det fler "hidden nodes" om funktionen har en hög komplexitet.

I detta projekt används mellan 2 och 5 "hidden nodes" fördelade inom ett lager, beroende på mängden data och komplexitet. Eftersom vi endast försöker prognostisera efterfrågan finns det därför bara en "output node".

3.3.2 Träning

Träning är ett begrepp inom neurala nätverk som innebär att man försöker bestämma optimala värden på alla vikter inom nätverket. För att göra detta försöker man anpassa modellen till historisk data. Vi börjar med att bestämma en kostnadsfunktion som vi vill minimera. Det vanligaste valet är att minimera kvadratfelet mellan systemets output och nätverkets output:

$$\min (\hat{F}(x; \theta) - F(x))^2 \text{ m. a. p. } \theta \quad (21)$$

θ : En vektor med alla parameterar för nätverket

x : Inputs till systemet

$\hat{F}(x; \theta)$: Vektor med nätverkets output för givet x och θ

$F(x)$: Vektor med systemets output för givet x

Intuitivt kan detta tolkas som ett försök att få nätverkets output så nära det riktiga systemets output som möjligt.

Minimeringsproblemet i (21) går inte att lösa analytiskt utan beräknas numeriskt.

Den vanligaste metoden för att minimera den här typen av problem är Levenberg-

Marquardt. Eftersom vi löser problemet med numeriska metoder är det inte säkert att vi hittar ett globalt minimum, utan risken finns att man fastnar i ett lokalt minimum. Detta kan dock kringgås genom att man genomför träningen flera gånger med olika initiallägen.

3.3.2.1 Levenberg-Marquardt

Levenberg-Marquardt är en iterativ metod som passar väl vid minimering av en summa av kvadratfel (Madsen, 2004). Metoden kan beskrivas som en blandning mellan "Steepest descent" och "Gauss-Newton".

"Steepest descent" är en robust metod som är garanterad att nå ett lokalt optimum, men nackdelen är att konvergens är långsam och det krävs många iterationer. "Gauss-Newton" är en snabbare metod som dock saknar samma robusthet. En annan nackdel med "Gauss-Newton" är att den kräver beräkning av Hessianmatrisen (flerdimensionell andra-derivata) vilket kan vara numeriskt krävande.

Levenberg-Marquardt fungerar så att den växlar mellan "Steepest descent" och "Gauss-Newton" beroende på hur nära vi befinner oss optimum. När vi befinner oss långt borta från optimum liknar den "Steepest descent" då denna är mer robust, men när vi närmar oss optimum går metoden mer mot "Gauss-Newton" och uppnår snabbare konvergens.

När metoden närmar sig konvergens brukar marginalnyttan för en enskild iteration att avta drastiskt, därför begränsas metoden till 100 iterationer, då detta oftast är tillräckligt för nå ett godtagbart resultat samtidigt som det begränsar tidsåtgången.

3.3.2.2 Jacobimatriss

För att använda Levenberg-Marquardt krävs det att vi kan beräkna den s.k. Jacobimatrissen. Matrissen är definierad som

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial y_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial y_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (22)$$

Jacobimatrisen kan relateras till derivata och gradienter. Derivata existerar för envärda funktioner av en variabel, medan gradient utvidgar detta till envärda funktioner av flera variabler. Jacobimatrisen är motsvarande för vektorvärda funktioner. I vårt fall är outputen från nätverket vektorvärd då vi får ett värde för varje tidpunkt t .

För "feed-forward" nätverk är det möjligt att härleda Jacobimatrisen analytiskt, vilket gör det möjligt att snabbt genomföra iterationerna i minimeringen.

Alternativet är att beräkna Jacobimatrisen numeriskt vilket dels är tidskrävande i sig samt att tidsåtgången ökar linjärt med antalet parametrar i nätverket. Detta kan dock göras för att validera den analytiska beräkningen.

3.3.2.3 *Initiering av parametrar*

Innan vi kan påbörja lösningen av optimeringsproblemet måste vi välja en startpunkt för parametrarna. En enkel intuitiv lösning är att sätta alla parametrars värden till 0 och börja därifrån, men det finns effektivare metoder.

En effektiv och enkel metod är den s.k. Nguyen-Widrow metoden. Metoden fungerar på följande sätt (Nguyen, 1990):

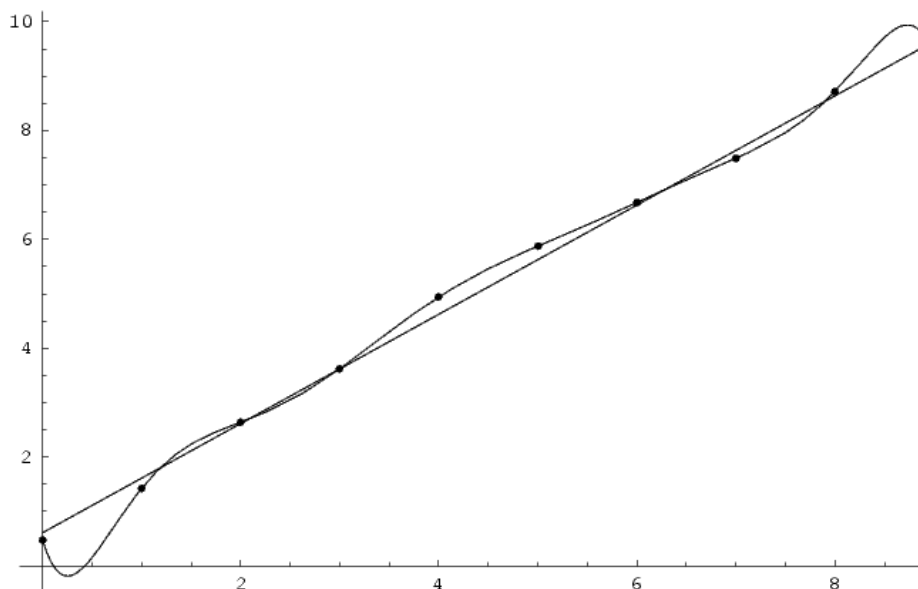
1. Sätt vikterna utifrån en uniform fördelning mellan -1 och 1
2. Normalisera vikterna: $\mathbf{w} = \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|}$
3. Beräkna $\beta = 0.7 * \sqrt[4]{H}$ där H är antalet hidden nodes i det första lagret och I är antalet inputs
4. Multiplicera varje vikt med β

Fördelen med denna metod är att träningen går snabbare att genomföra då nätverkets startvärden redan från början är utspridda på ett godtagbart sätt.

3.3.2.4 Överanpassning

Ett vanligt problem när det gäller att hitta en passande modell till ett problem är att modellen är för komplex, och anpassar sig väldigt väl till befintlig data men fungerar mycket sämre på okänd data. Detta fenomen brukar i litteraturen kallas överanpassning och är särskilt känsligt för neurala nätverk då dessa ofta har väldigt hög komplexitet.

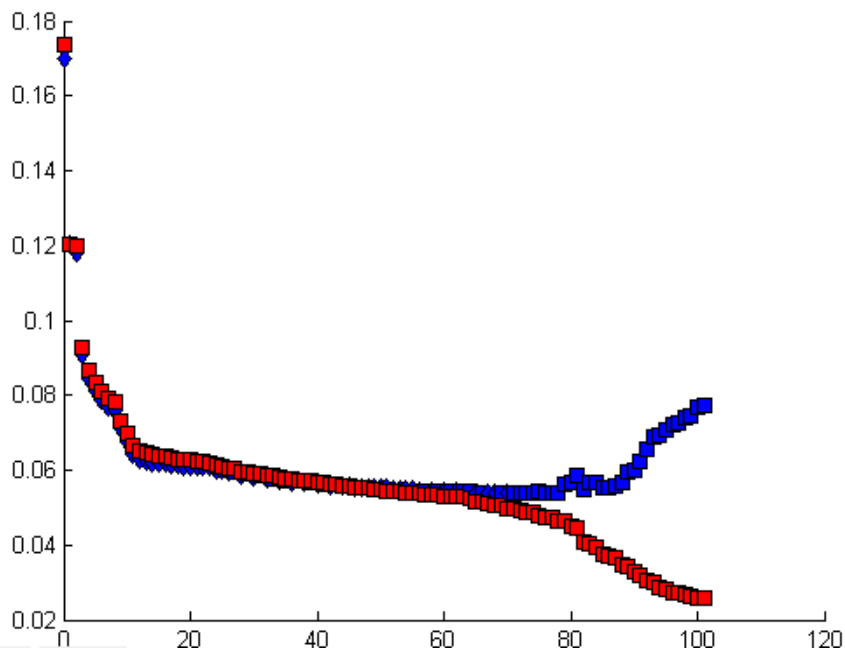
Ett exempel på överanpassning visas nedan, med tio datapunkter och två olika modeller för att beskriva dessa. Den linjära modellen har förvisso en sämre anpassning till just dessa tio punkter, men kommer fungera bra när vi extrapolerar utanför vår givna datamängd. Tiogradspolynomet passar väldigt bra på just de tio punkterna, men kommer ge dåliga resultat om vi använder den utanför dessa punkter.



Figur 12, Exempel på överanpassning

(Kotta, J., 2006)

En vanlig metod för att undvika detta när man tränar ett nätverk är att dela upp datamängden i två delar. En del används för träning, medan den andra används för validering. Endast träningsdelen används som input till träningen, och efter varje iteration av Levenberg-Marquardt beräknas även felet på valideringsdelen. Typscenariot är att båda felen minskar i början, men efter ett antal iterationer kommer valideringsfelet börja öka medan träningsfelet fortsätter neråt. Det är då överanpassning inträffar. Därför stannar man algoritmen i förtid när valideringsfelet börjar öka.



Figur 13, Validerings- och träningsfel i neurala nätverk

I ovanstående figur representeras valideringsfelet av de blå punkterna och träningsfelet av de röda punkterna. I figuren ses att båda felen minskar under de första iterationerna men att valideringsfelet börjar öka runt iteration nummer 80, där som väntat träningsfelet minskar kontinuerligt.

3.3.3 Prediktionsintervall

Prognoser brukar oftast beskrivas som punktskattningar, men för att få en bättre förståelse för prognosen kan man konstruera ett prediktionsintervall. Ett prediktionsintervall är en uppskattning av ett intervall där det framtida riktiga värdet med en viss sannolikhet kommer infalla.

För att konstruera dessa intervall krävs det att vi kan skatta variansen i processen, vilket i detta arbete görs genom följande process (Carney, 1999)

Till att börja med gör vi antagandet att residualerna är normalfördelade med väntevärde 0 och okänd varians. Vi beräknar residualerna:

$$R^2 = (F(x) - \hat{F}(x; \theta))^2 \quad (23)$$

och konstruerar sedan ett nytt neuralt nätverk som tränas på dessa residualer. Detta nätverk kommer alltså att skatta den framtida variansen. Eftersom variansen alltid skall vara positiv låter vi nätverkets output-nod ha exponentialfunktionen som aktiveringsfunktion.

När vi nu har dels punktskattningen samt en skattning av variansen kan prediktionsintervallet bestämmas:

$$\begin{aligned} \text{Övre gräns: } & \hat{y}(x) + s(x) * \lambda_\alpha \\ \text{Undre gräns: } & \hat{y}(x) - s(x) * \lambda_\alpha \end{aligned} \quad (24)$$

$\hat{y}(x)$ är prediktionen för punkten x

s^2 är prediktion utav variansen för punkten x

λ_α är faktorn tagen från $t -$ fördelningstabell för konfidensnivå α

3.3.4 Val av inparametrar

För att kunna designa ett ANN behöver man först bestämma vilka inputs nätverket ska använda. Om nätverket inte har tillgång till all den information som behövs för att beskriva systemet kommer det oavsett hur väl det designas och tränas ge mediokra resultat. Å andra sidan uppstår problem om vi lägger in för

många inputs som inte bidrar med givande information, då risken för överanpassning ökar samtidigt som tidsåtgången ökar för träning.

Problemet kan därför formuleras på följande sätt. Utifrån en mängd möjliga parametrar söks dem som ger unik information om systemet. Exempelvis är Jupiters position på himlavalvet en teoretisk möjlig in-parameter, men den bidrar inte med någon beskrivande information och vi ska därför inte ta med den.

3.3.4.1 Korrelation

Den enklaste metoden för att avgöra om en input är relevant är att mäta korrelationen mellan den potentiella inputen och systemets output. Korrelation kan skattas på följande sätt:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(n - 1)s_x s_y} \quad (25)$$

\bar{x} , är medelvärdet för input,

\bar{y} är medelvärdet för output

s_x, s_y är skattad standardavvikelse

Korrelationen antar alltid värden mellan -1 och 1, där 0 innebär att de två variablerna är okorrelerade.

Eftersom det ofta är flera olika faktorer som påverkar output vill vi kunna mäta en enskild faktors korrelation oberoende av de andra faktorerna. Detta kan göras genom att beräkna den partiella korrelationen, som justerar korrelationen beroende på den information de andra faktorerna tillför (Encyclopedia of Mathematics, 2011).

Om det finns en signifikant korrelation kan vi lägga till faktorn som en input till nätverket. Om korrelationen överskrider $2/\sqrt{n}$ är den att betrakta som signifikant med 95% konfidensnivå. (Walsh, 2009)

Nackdelen med korrelationen är att den bara mäter linjära beroenden vilket gör att olinjära beroenden inte fångas upp.

För att göra en första avgränsning av mängden indata kommer vi i detta projekt begränsa tidsförskjutningen på historisk inputs till fyra veckor, andra externa parametrar såsom väder begränsas till ingen tidsförskjutning.

3.4 Serviceoptimering

En stor del av detta arbete går ut på att använda de prognoserna som framställs på bästa möjliga sätt. I praktiken räcker det inte att förutspå morgondagens efterfråga. Man behöver veta vilken mängd varor i butik som är det mest ekonomiskt lönsamma, där man får ta hänsyn till både missade försäljningsmöjligheter och osålda varor. Vi börjar detta kapitel med att introducera dessa begrepp.

3.4.1 Teoretisk definition av Servicegrad

Servicegrad kan definieras på ett flertal olika sätt. Ofta används de tre följande definitionerna (Axsäter, 2006):

- S_1 = Sannolikheten att varor i lager (butik) inte tar slut under en ordercykel
- S_2 = Andel av efterfråga som kan uppfyllas direkt från lagret (butik)
- S_3 = Andel av tiden med positivt lagersaldo (ej slutsålt i butik)

S_1 beräknar sannolikheten att lagret (butiken) inte säljer slut mellan två brödleveranser. Metoden är relativt enkel att beräkna och använda, men har en nackdel i att den endast visar *om* efterfråga har missats. Den beskriver inte *hur mycket* efterfråga som missas, vilket vore mer intressant ur ett ekonomiskt perspektiv.

S_2 beskriver däremot hur stor del av efterfrågan lagret har kunnat uppfylla. Inom lagerhållningsteori resulterar tomt lager vid inkommande order oftast i en restnotering av efterfrågan. Denna tillfredställs sedan så snart enheter finns tillgängliga i lager igen. I butikslager kommer detta istället leda till en missad försäljningsmöjlighet då det inte finns möjlighet att låta kunden vänta på nästa leverans. Denna servicegrad är mer komplicerad att beräkna, men ger en bättre bild av hur efterfrågan uppfylls.

S_3 beräknar hur stor del av tiden som lagret inte är tomt, det vill säga hur stor del av tiden som ett bröd inte är slutsålt i hyllan. Detta kan beräknas om man vet exakt när varje bröd säljs, men måste kompletteras med information kring efterfrågan under vissa tidsintervall för att kunna ge svar på hur stor del efterfrågan som missas.

3.4.2 Definition av Servicegrad i detta arbete

I detta arbete kommer servicegraden att mätas som den del av efterfrågan som dagligen tillfredställs. Vi har valt denna servicegrad (S_2) för att den visar hur många bröd som vi har i missad försäljning. Den missade försäljningen anser vi vara den viktigaste motpolen till det andra mätvärdet, returerna. Här följer ett beskrivande exempel:

Under en dag i en butik efterfrågas totalt 100 limpor. Vår säljare har denna dag endast lagt ut 80 limpor i butiken, resulterande i en missad försäljning som uppgår till 20 brödlimpor. Denna dag hade butiken alltså en servicegrad på 80 %.

I det verkliga scenariot har vi inte direkt tillgång till efterfrågan, då ingen kan veta vad alla kunder egentligen vill köpa. Den närmaste informationen som finns tillgänglig är att se när på dagen det sista brödet såldes. Genom att analysera hur brödförsäljningen normalt ser ut för en viss artikel i en viss butik när det inte finns brist är det möjligt att interpolera hur efterfrågan *borde* ha sett ut för det slutsålda brödet under de sista timmarna butiken har öppet. Den beräknade

servicegraden kommer därmed uppgå till den relativa skillnaden mellan försäljningen och den interpolerade efterfrågan.

Under samma dag i en annan butik har säljaren lagt ut 60 limpor. Butiken har öppet till 22.00, men redan klockan 20.30 säljs den 60:e limpan. Genom analys av tidigare försäljning av samma bröd i butiken under likvärdiga dagar ser vi att 20 % av dagsförsäljningen normalt sker mellan 20.30 och 22.00. Därmed interpolerar vi dagens efterfråga till 72 limpor. Vår servicegrad under denna dag uppskattas till 83,3 %.

När brödet inte sålt slut i butik, det vill säga när det finns bröd kvar på hyllan i slutet av dagen, har en servicegrad på 100 % uppnåtts för den dagen.

Denna metod används då det är väldigt svårt att beräkna servicegraden med traditionella modeller från lagerstyrningsteori på grund av icke-stationäritet i efterfrågan (veckocykler, kampanjer, etc.).

3.4.3 Definition av retur

I livsmedelbutiker finns en mängd orsaker till svinn av produkter. Det kan bero på bland annat:

- Fel på varor vid leverans
- Felhantering av varor i butik
- Varor blir dåliga i butik på grund av lång liggtid
- Stöld

I detta arbete kommer svinn endast omfatta varor som inte kan säljas på grund av att de legat för länge i butik. Hädanefter kallas detta svinn för *retur*, vilket är Pågens benämning på bröd som tas tillbaka från butiken. Dessa retur kan direkt hänvisas till mängden utlagt bröd, där ett för stort inköp löper risk att leda till retur. Returerna kan användas tillsammans med servicegraden för att ge en jämförelse av prognosmodellerna.

Returerna uppmäts av säljare som vid leverans av varor även tar hem retur av osålda bröd som passerat sitt sista säljdatum.

Säljare lägger ut 100 limpor på måndag morgon i en butik. Limporna har ett sista säljdatum på 3 dagar efter bakdatum. Under måndagen, tisdagen och onsdagen säljs sammanlagt 90 limpor. När säljaren återkommer till butiken på torsdag morgon för att fylla på hyllorna tar han även hem de 10 osålda limporna, vilket resulterar i en retur på 10 limpor.

Endast de bröd som har passerat sitt säljdatum tas tillbaka till bageriet som retur, och det är därmed möjligt att särskilja detta svinn från de andra typerna som listats ovan. Hur returerna tas beskrivs i kapitel 3.4.4.

3.4.4 Optimeringsprocess

Metodiken för optimeringsprocessen beskrivs i kapitel 2.4. Utifrån de prognoser som görs och analys av deras historiska prognosfel väljs den bäst lämpade prognosmodellen för varje bröd, och de antaganden som gäller för den specifika butiken tas hänsyn till.

Nästa steg i processen är att bestämma vilken servicegrad som ska hållas på bröd och butik. Trots att Pågen kan ha önskemål på specifika servicegrader kommer vi i detta arbete beräkna den ekonomiskt optimerade servicegraden utifrån de genomsnittskostnader som Pågen tillhandahållit. Optimeringen sker genom att minimera den totala kostnaden K_{Tot} :

$$R(\alpha) * K_R + M(\alpha) * K_M = K_{Tot} \quad (26)$$

Där:

α = nivå på säkerhetslager

$R(\alpha)$ = Antal retur

K_R = Returkostnad

$M(\alpha) = \text{Antal missade försäljningar}$

$K_M = \text{Kostnad för en missad försäljning}$

K_{Tot} är en konvex funktion om $R(\alpha)$ och $M(\alpha)$ båda är konvexa. Det är svårt att visa om dessa funktioner är konvexa, särskilt då deras värden bestäms genom simulering. Det vi kan säga om dem är att de är monotont växande/ stigande, då ett högre säkerhetslager omöjligt kan medföra större bristkostnader för samma efterfrågan. Ökande säkerhetslager bör dessutom ha en avtagande marginalnytta för bristkostnaden, d.v.s. att öka säkerhetslagret från 1 till 2 ger en större minskning av bristkostnaden än att öka samma säkerhetslager från 100 till 101. Detta kan dock inte bekräftas och stämmer inte exakt dels eftersom vi inte analytiskt kan definiera funktionerna och dels för att det handlar om diskreta tal. Men under antagandet att $R(\alpha)$ och $M(\alpha)$ följer dessa påståenden kommer K_{Tot} vara konvex eller åtminstone konvexliknande.

Det finns därför en risk att vi finner ett lokalt optimum, men rimligtvis bör detta lokala optimum inte befinna sig alltför långt från det globala optimumet och det får anses som tillräckligt. Den enda säkra metoden att finna det globala optimumet är att testa för alla nivåer på säkerhetslagret, något som tidsmässigt är omöjligt.

Metodiken för att lösa detta minimeringsproblem är att starta med ett lågt värde på α , under antagandet att det optimala α alltid kommer vara högre, och sedan iterativt öka α . Under de första iterationerna kommer kostnaden att minska, men till slut nås en nivå på α där kostnaden ökar. När detta inträffar minskas α med två steg och iterationerna börjar om fast med en minskad steglängd. Detta fortsätter tills antingen vi har nått max antal iterationer eller steglängden har blivit så pass liten att vi anser oss vara nära optimum.

När servicegraden som ska hållas har bestämts genomförs en simulering av både Pågens historiska utfall och det utfall som skulle ha fåtts med den av författarna utformade modellen. Figur 14 ger en schematisk bild över hur simuleringsprocessen går till.

	Dag 1	Dag 2	Dag 3
Ingående lager	5	8	2
Inleverans	35	30	
Efterfrågan	32	32	
Utgående lager	8	2	
Returer	0	4	
Missad försäljning	0	0	

Figur 14, Simuleringsprocessen

Ingående lager är den mängd bröd som finns kvar i hyllan sedan dagen innan, och som inte ska tas hem som returer. Dessa fungerar på samma sätt för både författarnas modell och för Pågens nuvarande metod.

I verktyget beräknas inleveranserna utifrån de efterfrågeprognoser som görs. På dessa prognoser tillkommer ett pålägg av ett säkerhetslager som bestäms utifrån den servicegrad som önskas. Beräkningen av säkerhetslager utgår ifrån den nivå som bestäms i den ovan nämnda optimeringen. Säkerhetslagret bestäms individuellt för varje bröd och butik, men hålls sedan konstant. Efter att säkerhetslagret har blivit påräknat subtraheras det ingående lagret från gårdagen enligt Figur 15. För Pågens simulering är inleveranserna de historiskt rapporterade inleveranserna vilka därmed inte behöver simuleras fram.

Inleverans	Dag 1
Efterfrågeprognos (+)	33
Säkerhetslager (+)	5
Beräknat ingående lager (-)	3
Inleverans (=)	35

Figur 15, Beräkning av inleverans

Efterfrågan är den beräknade efterfråga som beskrivits tidigare. I de fall efterfrågan i slutet av dagen har varit större än mängden bröd i butiken sker registrering av missad försäljning. Om efterfrågan har varit mindre än antalet bröd i butiken sker en kontroll om några bröd har legat i tre dagar, i vilket fall de kommer registreras som returer och tas ur systemet. Alla osålda bröd som legat i butiken mindre än tre dagar registreras som utgående lager och blir nästa dags ingående lager.

Detta gör att simuleringen blir deterministisk, vilket är nödvändigt på grund av två anledningar. För det första är det omöjligt att simulera säljarnas mönster, då de följer en odefinierad ad-hoc metod. För det andra kan inte efterfrågan beskrivas av någon enkel sannolikhetsfördelning, då det finns cykler i form av veckor och externa händelser såsom kampanjer.

I denna simulering kommer Pågens returer att beräknas på ovanstående sätt, trots att det finns information kring Pågens historiska returer. Anledningen är att de simulerade returerna och de historiskt rapporterade returerna skiljer sig åt.

Skäl till detta som identifierats är:

- Stöld i butik
- Bröd som placerats fel i butik
- Felaktiga rapporteringar av historiska returer
- Kassationer i butik

Då det är rimligt att anta att dessa problem kommer kvarstå även vid användning av författarnas modell är det mer representativt att jämföra resultaten för simulerade returer för både Pågen och NN-modellen.

De resultat som presenteras kommer vara missade försäljningar och returer av osålda bröd.

4 Information och data

I detta kapitel genomförs en ingående genomgång av all data som används i arbetet. Kapitlet kommer följa metodiken som redogjordes i Kapitel 2.2.

- *Identifiering av databehov*
 - *Insamling av data*
 - *Validering av data*
 - *Behandling av data*
-

4.1 Identifiering av databehov

För att kunna göra prognoser och serviceoptimering behöver först data samlas in. Vilken data som ska samlas in bestäms utifrån vad som är studiens behov.

Databehovet delas in i behov för prognostisering och behov för serviceoptimering

Nedan följer en förteckning över studiens databehov och hur de kan tillfredställas av data.

4.1.1 Databehov – Prognostisering

Nedan följer en beskrivning av data som behövs för prognostiseringsdelen av arbetsprocessen.

4.1.1.1 Efterfrågan

Det mest grundläggande behovet för denna studie är att få en uppskattning på kundefterfrågan av bröd i butik. Denna information utgör grunden för prognoserna då historisk efterfrågan i högsta grad kommer reflekteras i morgondagens. I studiens fall finns det ingen möjlighet att få in den faktiska kundefterfrågan då en brödkunds vilja att köpa ett bröd bara registreras om det finns bröd att köpa. Om brödet är slut i hyllan tar kunden ett annat bröd eller struntar i att handla bröd överhuvudtaget och exakt hur detta sker går inte att se.

Från försäljningsdatan går dock att göra uppskattningar på efterfrågan förutsatt att man har försäljningen och alltså är det dessa data vi vill ha ut.

Försäljningsdata behövs på butiks- och brödnivå inom våra avgränsningsområden. Denna bör vara på så detaljerad tid som möjligt, det vill säga hellre dagsnivå än veckonivå och hellre timnivå än dagsnivå.

4.1.1.2 Kampanjer

Då kampanjer är en viktig del av brödförsäljning är det viktigt att dessa behandlas av prognosmodellen. Till projektet behövs så mycket information som möjligt om olika slags kampanjer, och helst ska den vara kvantifierbar så att den genom anpassning kan integreras i prognosermodellerna.

Den viktigaste sortens kampanj för Pågen är de kampanjer som livsmedelskedjorna går ut med i sina veckoblad och gäller för hela butikskedjor, exempelvis Coop Forum. Denna kampanjtyp benämns härefter *Globala kampanjer*. Vid dessa exponeras bröd för en stor mängd intresserade kunder och ofta i kombination med en för kunderna attraktiv prissänkning. Pågens säljchefer har även möjligheten att göra *Lokala kampanjer* i specifika butiker eller delar av landet och de är av lika stor vikt för den specifika butiken kampanjen gäller för. För att kunna ta hänsyn till dessa lokala kampanjer krävs att det finns kvantifierbar data kring dessa.

Pågens marknadsföringsavdelning använder sig frekvent av något som i företaget kallas tool-kits vilket för lekmannen kan beskrivas som en monter. Huruvida ett bröd har denna sorts exponering i butik eller inte har säkert en påverkan på efterfrågan. Utöver detta gör Pågen också annan marknadsföring såsom Tv-reklam och internetkampanjer men dessa kommer vara väldigt svåra att omvandla till kvantitativ data och förhoppningsvis korrelerar de med annan kampanjdata såsom butikskampanjer.

4.1.1.3 Väder

Då författarna har en misstanke om att kundflödena i en livsmedelsbutik till en viss grad påverkas av vädret kommer dess korrelation med brödförsäljning undersökas. Hypotesen är att ju fler kunder det finns i butik, desto fler bröd handlas. Vädret kommer med stor sannolikhet också ha en mer avgörande effekt på försäljningen av speciella produkter, såsom hamburger- och korvbröd. En solig sommardag borde ge upphov till en stor försäljning av detta fast-food segment.

Temperatur, nederbörd, vindstyrka och solinstrålning är de parametrar som önskas samlas in.

4.1.2 Databehov – Serviceoptimering

Nedan följer beskrivning av data som behövs för serviceoptimeringsdelen av arbetsprocessen.

4.1.2.1 Brödens hållbarhet

För att göra våra simuleringar krävs information om hur lång tid ett bröd kan ligga i butik innan de måste returneras. Detta kan egentligen inte anses vara brödets riktiga hållbarhet utan snarare en policy från Pågens sida att efter X antal dagar ska bröden senast returneras. Denna policyinformation behövs för samtliga bröd som ingår i undersökningen.

4.1.2.2 FIFO/LIFO

För att kunna simulera försäljningen av bröd krävs information kring hur ofta kunder väljer att ta nybakade bröd jämfört med äldre. Då de flesta bröden har tre dagars liggtid i butiken är det av vikt att veta sannolikheten att en kund väljer ett dag-0 bröd, det vill säga ett bröd bakat idag, dag-1 bröd eller dag 2-bröd. Då det är rimligt att anta att varken FIFO (First In, First Out) eller LIFO (Last In, First Out) är helt tillämpliga måste en balans mellan dessa uppskattas.

4.1.2.3 Leveranser

Hur ofta och när en butik besöks är viktig information för att kunna jämföra våra prognoser med den befintliga situationen. Hur många dagar i veckan som exempelvis Coop Nära i Växjö besöks och vilka dagar detta sker är grundläggande indata i vår simulering. Det behövs också information om hur många bröd varje leverans har innehållit för att kunna jämföra våra resultat med Pågens, men även för en gemensam validering med försäljningsdata som kommer från en annan källa.

4.1.2.4 Returer

Då Pågen själv står för kostnaderna av osålda bröd är returerna en mycket viktig resultatparameter för att jämföra våra prognoser med deras resultat. I denna datamängd behövs information på hur många bröd en säljare tar och när de tas.

4.1.3 Informationsbehov

Utöver data behövs även information om de olika strukturerna i företaget som påverkar förutsättningarna för vårt arbete. Kopplingen mellan Pågen och livsmedelsbutikerna är viktig att förstå men också kopplingen mellan Pågens interna funktioner så som den mellan produktion och distribution. Nedan följer de informationsområden som identifierats som kritiska.

4.1.3.1 Bröddistribution

För att undvika felaktiga antaganden krävs information om den nuvarande distributionsprocessen och vilka parametrar den är beroende av.

4.1.3.2 Informationsflöden

För att förstå hur Pågen arbetar med information idag behöver de interna och externa informationsflödena kartläggas. Detta har två positiva effekter. Dels ger undersökningen förhoppningsvis mer information om befintlig data eller uppslag till ny data som kan vara till hjälp. Dels kan kunskap om informationsflödena stärka valideringsprocessen av annan insamlad data.

4.1.3.3 Resultatuppföljning

Då det till syvende och sist är resultaten mellan författarnas modell och Pågens nuvarande resultat som ska jämföras krävs det information kring hur Pågen mäter sina resultat i dagsläget.

4.2 Insamling av data

Nedan följer en beskrivning av vilken data som samlats in och varifrån den kommer. Insamlad data avser de 32 Coop-butiker som studien omfattar.

4.2.1 Försäljningsdata

Försäljningsdata för Pågens bröd i butiker har tagits från Coops databas där Point of Sales-data (POS-data) automatiskt matas in från Coops registrerade försäljning. Denna försäljningsdata är uppdelad i 15-minuters intervall, det vill säga att det finns information kring hur många bröd som såldes mellan 08,00-08,15 etc. för varje butik och bröd. Informationen innefattar:

- Produktnamn
- Butik
- Datum
- Antal sålda bröd

4.2.2 Kampanjer

Information kring globala kampanjer har erhållits från Pågens samarbetspartner Kampanjdata.se som sammanställer alla globala kampanjer som annonseras i butikernas kampanjblad.

Informationen kring de globala kampanjerna innefattar bland annat:

- Produktnamn
- Erbjudandemängd (sänkt pris eller 2 för X kr)
- Erbjudandepreis

- Aktuell butikskedja
- Datum kampanjen är aktiv
- Sida i annonsbladet
- Relativ annonsstorlek

Information kring de lokala kampanjerna sparas i Pågens egna system, med följande innehåll:

- Produktnamn
- Aktuell butik
- Datum kampanjen är aktiv

4.2.3 Väder

Väderdata har tagits av författarna från SMHIs hemsida, där data sparas för ca 150 olika väderstationer runt om i Sverige. Väderdata har tagits från de fem geografiska områdena som studien fokuserar på: Stockholm, Göteborg, Linköping, Växjö och Malmö.

Temperatur sparas för flera olika tider på dagen men i studien kommer endast temperaturen klockan 12.00 användas, vilket författarna anser ge en acceptabel bild över dagens temperatur.

Nederbörden sparas dygnsvis på samma väderstationer som för temperatur.

- Ort
- Dag
- Temperatur
- Nederbörd

4.2.4 Brödens hållbarhet

Information kring brödens hållbarhet har tillhandahållits av Pågen och finns i kapitel 10.7. Antalet dagar är inte brödens fysiska hållbarhet utan antalet dagar som brödet kan ligga i butik innan säljaren ska ta hem bröden som retur.

4.2.5 FIFO/LIFO

Genom en undersökning som gjorts av Pågen har man kommit fram till att en ungefärlig uppskattning av hur försäljningen ser ut av bröd från dag-0, dag-1 och dag-2. Denna undersökning visar att ca 70 % av totala brödförsäljningen är från dag-0, 25 % av brödförsäljningen är dag-1 och 5 % av brödförsäljningen är dag-2. Det bör nämnas att butiker norr om Stockholm inte har dagsfärskt bröd och därmed är brödhållbarheten från dag-1 till dag-3. Dock är försäljningssambanden likartade.

4.2.6 Relativa kostnader

Kostnader för missad försäljning och retur har erhållits av Pågens anställda i form av relativa siffror, där förhållandet mellan kostnaden för en missad försäljning och en retur beskrivs som:

Missad försäljning: 1,026

Retur: 1,000

Dessa kostnader varierar egentligen från artikel till artikel, men det fanns endast möjlighet att tillgå en standardkostnad som ska gälla som genomsnitt för varje artikel. Det är relativt små skillnader mellan artiklarna och Pågen har ansett att ovanstående kostnader är representativa för hela sortimentet.

4.2.7 Leveranser

I Pågens databas finns information kring alla leveranser till enskilda butiker per dag. Härifrån har författarna tagit information om leveransmängder till butik. Informationen består av:

- Produktnamn
- Datum
- Antal levererade bröd
- Butik

Genom att undersöka vilka dagar en butik har leveransvolym större än noll kan vi se vilka dagar leveranserna går till enskilda butiker.

4.2.8 Returer

Databasen innehåller även information kring de returer som har tagits från butiker och informationen har extraherats av författarna. Även denna information består av:

- Produktnamn
- Datum
- Antal returnerade bröd
- Butik

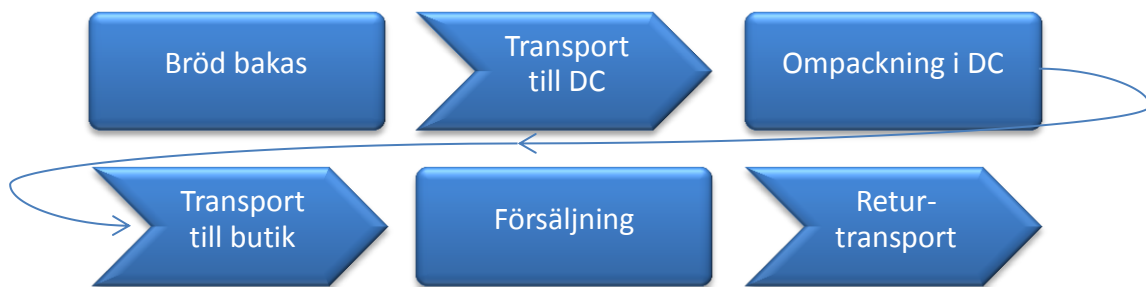
4.2.9 Bröddistribution

För att kunna undersöka hur en prognosmodell kan påverka Pågens försäljning krävs en studie av Pågens nuvarande distributions- och informationssystem.

Bröd bakas under natten och skickas efterhand ut från bageriet av en tredjeparts-logistiker. Dagens transporter sker via lastbilar från Pågens bagerier till ett 60-tal olika distributionscentraler över hela Sverige. Vid distributionscentralerna packas brödet om och förbereds för att lastas in i de mindre Pågenbilarna och distribueras till butik. Det är Pågens egen säljkår som står för sluttransporterna och även uppackning av bröden i butikerna.

Frekvensen för leverans till butik beror på storleken och kan skilja på mellan 3 till 11 leveranser per vecka. I enlighet med brödproducenternas försäljningsansvar i

butik tas retur av osålt bröd tillbaka till bageriet av säljaren, där frekvensen av retur skiljer mellan säljare. Det är Pågens mål att brödreturer ska tas kontinuerligt varje dag, men detta efterföljs idag inte av alla säljare. I Figur 16 nedan visas en schematisk bild över Pågens transportflöde.



Figur 16, Pågens transportflöde

4.2.10 Informationsflöden

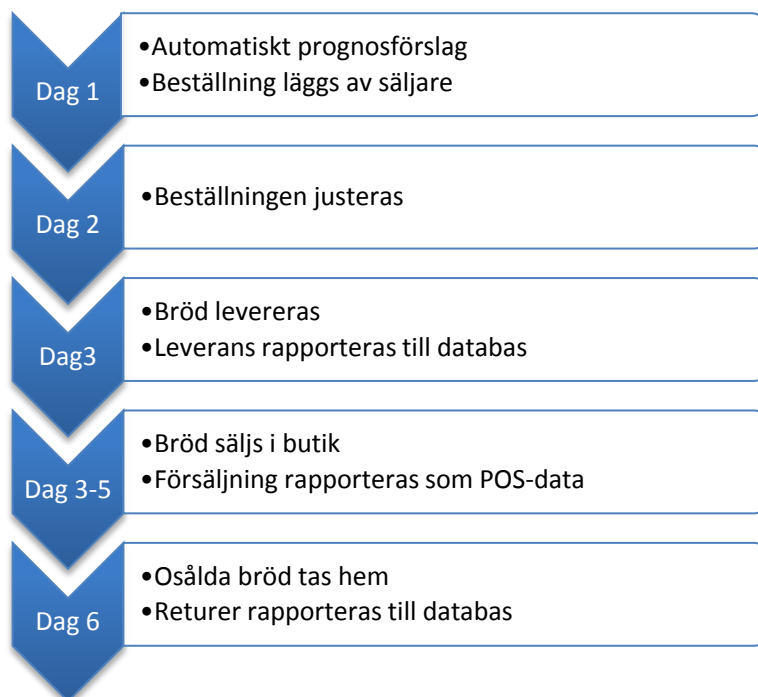
Pågens säljare ansvarar helt för sina egna butiker. De ska genom uppföljning av lagersaldo i butik och analys av försäljningsmönster bestämma hur många bröd av respektive artikel som ska läggas ut i butikerna vid varje leverans. Beställning till bageriet på hur många bröd de vill ha, där varje bröd öronmärks till en viss butik, görs två dagar innan bröden ska levereras. Vid detta tillfälle har säljaren endast information kring försäljningen dagen innan (då dagens försäljning endast startat), och de har alltså en tidsförskjutning på tre dagar för sina prognoser. Denna beställning är till för att underlätta produktionsplaneringen. Säljarna kan dock justera sin order dagen innan brödleverans, för att komma så nära butikens behov som möjligt.

På måndag eftermiddag lägger en säljare en beställning på antalet bröd han behöver till sin butik på onsdag morgon. Denna beställning används till produktionsplanering.

På tisdag eftermiddag kan säljaren välja att justera denna order. Vid detta tillfälle har säljaren information om hur många bröd som såldes under måndagen (då butiks-besöken sker på morgonen). Vissa större butiker besöks 2 gånger om dagen, morgon och lunch-tid, och då finns även lite information om försäljningen under tisdagen.

På onsdag morgon levereras bröden till butik.

Till sin hjälp i detta arbete har Pågens säljare idag ett egenutvecklat prognosverktyg som genom analys av kundströmmar i butiker och genomsnittlig försäljning ger ett förslag till säljarna på hur många bröd som bör läggas ut. Pågen uppmanar dock aktivt sina säljare att justera dessa prognoser efter sina egna erfarenheter från butik till butik.



Figur 17, Pågens informationsflöde

Vid kampanjer i affärer med tool-kits och/eller sänkt pris förändras säljvolymerna kraftigt, och det är viktigt för säljarna att kunna förutse vilken volym som kommer efterfrågas. Detta sker idag individuellt av säljarna, och Pågen själva har identifierat viss brist i information kring just kampanjer.

En annan händelse där svårigheter uppkommer är vid nya brödlanseringar. Bristen på tidigare försäljningsdata omöjliggör vanliga prognoser, och man får istället förlita sig på analys av äldre lanseringar och antaganden utifrån parametrar såsom brödsort, marknadsandelar för brödsorten, pris och lanserings-kampanjer. Det finns dock möjligheter att inom en kort tid göra en uppföljning av försäljningen för beslut om fortsatta satsningar. Då det inte finns möjlighet att göra prognoser för nyintroduktioner kommer dessa, som nämnts i kapitel 1.5, ej att innefattas i detta examensarbete.

4.2.10.1 Resultatuppföljning

Resultaten av säljarnas prognoser och leveranser till butik mynnar slutligen ut i två parametrar: antal sålda bröd och antal returnerade bröd. Målet är att sälja så mycket som möjligt medan returerna hålls nere, och säljarnas bonussystem är uppbyggt kring dessa parametrar. Detta för att ge en extra morot till att på bästa sätt sköta Pågens försäljning i butik.

Säljarna har dock begränsad möjlighet att göra uppföljning av sin försäljning i butik då de inte kan se antalet missade försäljningsmöjligheter på grund av att för lite bröd levererades dagen innan. En dag med slutsålt bröd kan till och med ses som något positivt då de inte ger några returer, men det är omöjligt att veta om bröden sålde slut precis innan stängning eller vid lunchtid utan kontinuerlig uppföljning. Denna problematik blir ännu större i de fall det endast sker leveranser tre gånger i veckan, då det finns risk att bröden är slut flera dagar utan säljarens vetskap.

4.3 Validering av data

För att säkerställa korrektheten av all data som används i detta projekt valideras all data kontinuerligt. Detta görs genom att undersöka källan och analysera rimligheten av insamlad data.

4.3.1 Försäljningsdata

Försäljningsdata har tagits från Coops databas, där den automatiskt matas in från försäljning i butik. Detta är alltså primärdata och bör exakt spegla den försäljning som sker i Coops butiker.

Försäljningsdata har matchats mot Pågens leveranser och returerna (där försäljningen bör vara skillnaden mellan leveranserna och returerna). Vid denna verifiering har en differens på ca 1 % uppmäts, som kan bero på exempelvis stöld i butik eller förstörda bröd som inte anmäls som retur etc. I diskussion med Pågen har det framkommit att det är något höga men acceptabla siffror.

Analys av data har även gjorts för att finna orimliga värden, exempelvis negativa försäljningar under vissa tider.

4.3.2 Kampanjer

Information kring de globala kampanjerna har samlats in från en av Pågens samarbetspartner. De samlar in och dokumenterar alla kampanjer som annonseras i butikernas flygblad. Då detta är en sammanställning av fakta kan det ses antingen som primär eller sekundär data. Validering kan göras direkt då datamängden innehåller de kampanjblad informationen är tagen ifrån, och en mängd stickprov har visat dess pålitlighet.

De lokala kampanjerna har registrerats av Pågens säljare och tagits från Pågens interna system. Pågen har betonat att data kring de lokala kampanjerna kan vara bristfällig av olika orsaker, och därför används de lokala kampanjerna för att identifiera *när* en kampanj har varit och inte direkt till prognoserna.

Informationens bristfällighet består i att alla kampanjer inte är registrerade och de som är registrerade ofta saknar viktig information. Dock vet vi att kampanjer har skett när en sådan registrering görs, och endast denna information används genom att dessa försäljningsdagar exkluderas från analysen.

4.3.3 Väder

Väderdata läggs upp på SMHIs hemsida utan manuell påverkan. Väderdata är därmed primär och bör vara korrekt i sig. Vi har ingen möjlighet att göra egen validering, utan litar på informationens giltighet.

4.3.4 Brödens hållbarhet

Informationen kring brödens hållbarhet kommer internt från Pågen och är därmed primär information. Hållbarheterna har bekräftats av projektledaren och vi anser dem vara mycket tillförlitliga.

4.3.5 FIFO/LIFO

Informationen kring hur kunder väljer bröd i butik grundar sig i en undersökning av Pågen som är gjort för ändamålet att se hur färskt bröd folk eftertraktar. Detta är alltså primärdata, men det finns dock viss betänklighet då den har interpolerats till hela Sverige från en mindre undersökning.

4.3.6 Relativa kostnader

Informationen har erhållits från Pågens anställda genom analys av deras verkliga kostnader och förtjänster för sin försäljning. Det är sällan enkelt att helt bestämma dessa kostnader, speciellt gällande kostnaden för en missad försäljning, men Pågen anser att de siffror vi tilldelats väl speglar deras kostnadsbild. Därmed anser vi siffrorna tillförlitliga för ändamålet, då de även får anses vara primärdata.

4.3.7 Leveranser

Leveransdata har noterats av Pågens säljare när leveransen genomförts. Då data endast ska noteras utifrån det faktiska utfallet är informationen primär, även om den skulle kunna påverkas av säljarnas uppfattning av leveranserna och därmed bli sekundär. Vi anser dock möjligheterna till egna tolkningar av leveranserna vara minimala och ser informationen som tillförlitlig.

Leveranserna som säljarna rapporterar ska även accepteras av respektive butik, där följesedeln skrivs under, och därmed sker alltid en kontroll av en utomstående part.

4.3.8 Returer

Returerna behandlas på samma sätt som leveranserna och anses därför vara primär. Både leveranserna och returerna valideras mot försäljningsdata, enligt ovan.

4.3.9 Bröddistribution

Informationen kring Pågens bröddistribution har erhållits genom diskussioner med Pågens distributionsansvariga. Dessa genomfördes utifrån de specifika frågor vi behövde svar på och där distributionsansvarig även gav oss viktig information om parametrar vi tidigare inte kände till.

Även denna information skulle kunna ses som både primär och sekundär, men då det är en mer eller mindre exakt återgivning av verkligheten utan personliga värderingar behandlar vi den som primärdata.

4.3.10 Informationsflöden

Beskrivning av informationsflödena har erhållits dels genom författarnas eget arbete med de olika systemen där data extraherats och dels genom intervjuer med de personer som aktivt arbetar med informationsflödet. Då vi litar på Pågens

anställdas objektivitet i fråga om att ge vidare information till detta arbete behandlar vi även detta som primärdata.

4.4 Behandling av data

I detta avsnitt beskrivs den behandling som skett av kvantitativ data.

4.4.1 Försäljningsdata

Försäljningsdata som tagits från Coops databas är osorterad och för att kunna bruka den har viss databehandling utförts. På grund av den stora mängden data (> 3 miljoner rader) har detta inledningsvis skett i Microsoft SQL Server. Här har data sorterats i tidsordning per bröd och butik, och därifrån extraherats till Excel för lagring. Från Excel överförs all data till Matlab där analys och prognostisering sker i senare steg.

Då det är efterfrågan av bröd som ska prognostiseras behöver denna uppskattas utifrån försäljningen, i enlighet med kapitel 3.4.2. De dagar bröden har haft normal försäljning och inte sålt slut i hyllan likställs efterfrågan med försäljningen. Det finns dock ett flertal fall där andra uppskattningar måste göras:

- **Brödet säljs slut i hyllan under dagen, vilket uppfattas i systemet genom att brödsaldot blir noll.**

Då försäljningen finns på 15-minuters nivå finns informationen om vilken tidpunkt sista brödet såldes. För att uppskatta efterfrågan under den kvarvarande tiden av dagen beräknas ett genomsnitt av försäljningen för samma veckodag de fyra senaste veckorna, förutsatt att dessa dagar inte varit slutsålda eller kampanjer varit aktiva.

- **Om brödförsäljningen fortsätter trots att det enligt saldot bör vara slutsålt i butiken.**

Denna situation kan uppkomma då säljare har lagt in fler bröd i butiken än vad som registrerats som levererat. I denna situation beräknas efterfrågan som försäljningen.

- **Brödförsäljningen slutar plötsligt trots att det enligt saldot ska finnas bröd kvar i hyllan.**

Situationen kan uppkomma om säljaren har lagt in färre bröd i butiken än vad som registrerats som levererat, alternativt att bröd har stulits eller kasserats i butiken. Detta uppmärksammas genom att en kontinuerlig kontroll görs där försäljningen under varje tidsperiod jämförs med genomsnittsförsäljningen för butiken. Då försäljningen utan förklaring slutar trots att det ska finnas bröd i hyllan beräknas efterfrågan som ovan från den tidpunkt försäljningen slutat. Om antalet bröd som ligger i hyllan överskrider en rimlig gräns antar vi att detta ej beror på felregistreringar utan att det faktiskt inte sålts några bröd.

4.4.2 Kampanjer

Informationen kring kampanjer består av när kampanjen inträffat samt relaterade parametrar såsom pris och sida i kampanjbladet. Kampanjdata har sorterats i Excel efter datum, butik och produkt.

4.4.3 Väder

Väderdata från SMHI fanns i sorterad form och har därmed inte krävt extra behandling.

4.4.4 Brödens hållbarhet

Data för brödens hållbarhet har inte krävt någon behandling.

4.4.5 FIFO/LIFO

För att kunna använda informationen kring hur kunder väljer dagsfärska bröd krävs sannolikheter för att en kund väljer dag-0, dag-1 respektive dag-2 bröd. Detta innebär sannolikheten att en slumpvis kund väljer ett bröd av olika ålder, förutsatt att det finns bröd av alla åldrar.

Dessa sannolikheter har simulerats fram genom att testa olika sannolikheter för hela datamängden av bröd och butiker tills de värden Pågen har kommit fram till, som nämndes i kapitel 4.2.5, har uppnåtts för den totala försäljningen för bröd av dag-0, dag-1 och dag-2.

	Dag-0	Dag-1	Dag-2
Sannolikhet	50 %	30 %	20 %

Tabell 1, Sannolikheter vid val av bröd

Ovanstående är de sannolikheter att en kund som valt att ta ett specifikt bröd tar just detta bröd med en viss datummärkning. Om den valda datummärkningen är slut kommer det färskaste brödet tas istället. Med dessa antaganden har totala försäljningsvolymerna av de tre olika datummärkningarna uppnåtts som är mycket nära Pågens uppmätta volymer som nämndes i kapitel 4.2.5.

4.4.6 Relativa kostnader

Då kostnaderna har erhållits i relativa siffror krävs ingen vidare behandling. Siffrorna kommer användas för att avgöra vilken servicegrad som är optimal att hålla per artikel, vilket beskrivs vidare i kapitel 3.4.4.

4.4.7 Leveranser

Leveransdata var liksom försäljningsdata osorterad. Då mängden data var mycket mer begränsad i omfång kunde sortering ske i Excel efter extrahering från Pågens databas. Uppdelningen har gjorts per bröd och butik, sorterat efter datum.

4.4.8 Returer

Returerna har behandlats på samma sätt som leveranserna, med samma sortering.

5 Prognostisering

Detta kapitel inleds med en kort beskrivning av vilka modeller som används för prognostisering och hur bröd har delats in i undergrupper för utförligare analys. Därefter följer en förklaring av prognosfelen som valts för presentation. Slutligen presenteras resultaten för prognostiseringen tillsammans med analyser av resultaten. De fullständiga resultaten presenteras i Appendix 3 och 4.

5.1 Indata

Indata som används i prognostiseringen har behandlats i kapitel 4. Vilka data som används beror på modellerna, där de enklare modellerna endast använder historisk försäljning och de mer avancerade kan ta in fler parametrar.

5.2 Olika modeller

De prognosmodeller som används och jämförs i detta arbete är följande:

- Glidande medelvärde (GM)
- Exponentiell utjämning (EU)
- SARIMA (SA)
- SARIMAX (SX)
- Neurala nätverk (NN)

Utförlig förklaring av de olika modellerna ges i kapitel 3.2. Alla modeller kommer användas för alla bröd, och dess prognosfel presenteras i kapitel 5.4. Nedan följer en beskrivning av vilka parametrar som används i de olika modellerna.

	Historisk försäljning	Kampanjer	Väder
Glidande medelvärde	X		
Exponentiell utjämning	X		
SARIMA	X		
SARIMAX	X	X	X
Neurala Nätverk	X	X	X

Figur 18, Parametrar i prognosmodellerna

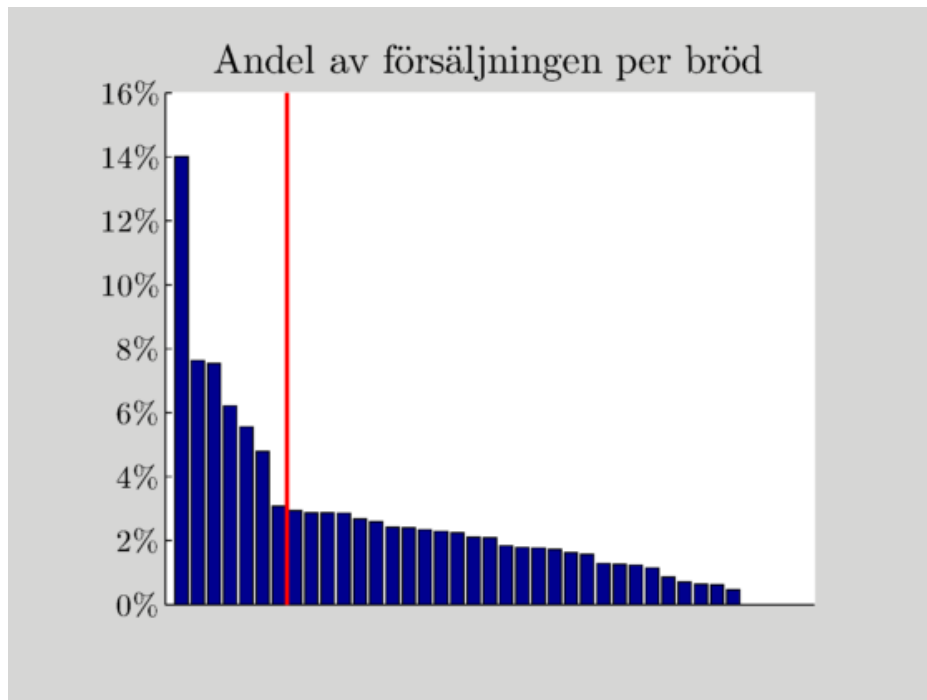
Alla prognoser har gjorts med en tidshorisont på två dagar för att överensstämna med Pågens interna ledtider. I detta kapitel sker inga jämförelser med Pågen därför att de inte använder en prognosmodell för att göra sina prognoser. Prognoserna görs istället dag för dag av säljarna i organisationen.

5.3 Olika brödsorter

Prognoser kommer göras med alla modeller för alla utvalda produkter i samtliga butiker som innefattas av arbetet. En lista över vilka bröd som ingår i projektet finns i Appendix 2. En lista över vilka butiker som ingår i projektet finns i Appendix 1.

Som nämnts i kapitel 2.3 delas bröden in i storsäljare och småsäljare för att undersöka om de avancerade modellerna fungerar lika bra på bröd med mindre efterfrågan som med större. Indelningen av bröd görs genom att välja de 20 % mest säljande bröden för hela Pågen som storsäljare och resterande 80 % som småsäljare. En fullständig lista på indelningen finns i Appendix 2. I Figur 19 nedan ses den mängdsorterade försäljning, med brödsorter på x-axeln och säljvolymerna

på y-axeln. Den röda linjen markerar gränsen mellan stor- och småsäljare, där storsäljarna är till vänster.



Figur 19, Indelning av stor- och småsäljare

5.3.1 Storsäljare

Ett antal av Pågens bröd har signifikant större försäljning än det övriga utbudet. Vår hypotes är att de mer avancerade modellerna kommer ha bättre resultat på dessa artiklar då det finns tydligare mönster i efterfrågan.

5.3.2 Småsäljare

Den större delen av pågens utbud hamnar under kategorin småsäljare, vilket är de standardsäljande bröd som inte når upp i storsäljarnas volymer. Hypotesen är att enklare modeller kan vara mindre känsliga för hög variabilitet i efterfrågan och därmed ge bättre resultat för dessa småsäljare.

5.4 Prognosresultat

Prognoserna kommer göras för följande grupperingar:

- Storsäljare med kampanjer
- Storsäljare utan kampanjer
- Småsaljare med kampanjer
- Småsaljare utan kampanjer

Uppdelningen i storsäljare och småsaljare är förklarad ovan och kan ses i Produkter som innefattas i studien. En indelning med och utan globala kampanjer görs också då de globala kampanjerna har en mycket stor påverkan på försäljningen och det är av intresse att se hur bra resultat de olika modellerna ger på den "normala" försäljningen. För att göra detta rensas datapunkter ut där kampanjer inträffat. Vi har valt att presentera detaljerade resultat för fem olika bröd samt det totala resultatet för alla brödsorter i studien för varje kedja nedan. I Appendix 3 och 4 finns samtliga resultat. Vi presenterar också en siffra på de totala prognosfelen, det vill säga alla bröd i alla butiker. Dessa totala prognosfel är viktade efter volym.

Alla prognosfel som presenteras mäts genom MAD (mean average deviation) i antal bröd. Vi har valt denna mätmetod för att den är överskådlig i sammanhanget. Siffran som presenteras kan tolkas som hur stora fel våra prognoser ger i antal bröd i ett absolut medelvärde. Därför är prognosfelen större för de bröd som har stor omsättning.

Resultaten som presenteras är medelvärde av prognosfelen för bröden på olika butiker. Denna sammanslagning görs för att kunna presentera mer lättanalyserade resultat. Detta kan dock medföra missvisande resultat då information kring de individuella butikerna försvinner. Resultaten är viktade

utifrån butikernas försäljningsvolymerna utav aktuella bröd för att butiker med liten försäljning inte ska få överrepresentation.

5.4.1 Prognosresultat utan kampanjer

Forum utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	10.61	10.16	7.34	7.36	6.94
Jättefranska	5.92	5.84	3.73	3.73	3.64
Längtan	2.86	2.78	2.21	2.22	2.17
Rågbröd	2.69	2.66	1.97	1.99	1.79
Gifflar kanel	6.73	6.64	4.90	4.98	4.75
Totalt	3.40	3.33	2.47	2.49	2.45

Tabell 2, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum utan kampanjer

Extra utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	7.78	8.02	5.87	5.83	5.43
Jättefranska	3.37	3.34	2.75	2.76	2.67
Längtan	2.05	2.11	1.85	1.87	1.77
Rågbröd	1.87	1.90	1.57	1.63	1.45
Gifflar kanel	3.77	3.67	3.12	3.25	3.17
Totalt	2.30	2.30	1.90	1.99	1.92

Tabell 3, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra utan kampanjer

Konsum utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	4.10	4.16	3.26	3.29	3.10
Jättefranska	1.62	1.59	1.43	1.46	1.41
Längtan	1.45	1.43	1.21	1.21	1.18
Rågbröd	1.17	1.21	1.10	1.11	1.03
Gifflar kanel	2.64	2.62	2.30	2.37	2.29
Totalt	1.40	1.40	1.22	1.25	1.23

Tabell 4, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum utan kampanjer

Nära utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	2.50	2.49	2.06	2.08	2.01
Jättefranska	0.94	0.95	0.88	0.90	1.12
Längtan	1.02	1.02	0.90	0.91	0.87
Rågbröd	0.76	0.76	0.77	0.79	0.68
Gifflar kanel	2.26	2.19	1.90	1.95	1.86
Totalt	1.09	1.08	0.95	0.98	0.96

Tabell 5, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära utan kampanjer

Hela Coop utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	6.79	6.70	4.97	4.98	4.69
Jättefranska	3.39	3.35	2.42	2.43	2.42
Längtan	1.97	1.95	1.62	1.64	1.58
Rågbröd	1.85	1.85	1.49	1.52	1.36
Gifflar kanel	4.21	4.14	3.29	3.37	3.24
Totalt	2.30	2.27	1.79	1.83	1.80

Tabell 6, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Hela Coop utan kampanjer

5.4.2 Analys prognosresultat utan kampanjer

Tabell 2-6 ovan visar de resultat som framkommit vid prognostisering där kampanjer har blivit utrensade. Det finns en tydlig skillnad i resultat på de enklare modellerna. GM och EU, och de mer komplexa modellerna, SA, SX och NN. En annan intressant punkt att nämna är att SA är konsekvent bättre än SX, där den största skillnaden är att SX tar hänsyn till yttre parametrar såsom väder och högtider. Detta kan i stor grad bero på överanpassning, där modellen hittar en alldeles för precis formel som fungerar mycket bra på den datamängd där träning sker, men sämre vid okänd data. Se kapitel 3.3.2.4 för vidare information.

Skillnaden mellan NN och SA i det totala hänseendet är liten, men detta visar inte hela sanningen. I nedanstående tabell presenteras hur många serier som respektive prognosmodell har gett bäst resultat på.

	GM	EU	SA	SX	NN
Bäst resultat	15	17	247	127	577

Tabell 7, Bästa modeller utan kampanj

Som kan ses ovan ger NN bäst resultat på de flesta dataserier, men i de fall de ger sämre resultat är skillnaderna större. Anledningen till att GM och EU är bäst på vissa serier kan vara att de minst säljande bröden i Coop Nära har små och ojämna volymer. Om försäljningen helt saknar mönster kommer de mer komplicerade modellerna riskera överanpassning vilket kan leda till sämre resultat.

Resultaten är likartade när mätningen görs med de andra prognosavvikelserna som presenterats i kapitel 3.2.4.

5.4.3 Analys stor- och småsäljare utan kampanjer

Tabell 8 nedan visar i hur många fall de olika prognosmodellerna har gett bäst resultat utan kampanjer. Författarnas hypotes var här att de mer avancerade modellerna skulle ge bättre resultat på storsäljarna medan de simplare modellerna skulle kunna ge något bättre resultat på småsäljarna. Denna hypotes verkar stämma någorlunda då andelen serier som neurala nätverk presterar bäst på ökar markant. Dock kan inte mycket sägas om hur bra glidande medelvärde och exponentiell utjämning förändras då de presterar ungefär lika dåligt i båda fallen. De exakta prognosfelen för de olika modellerna uppdelat på små- och storsäljare hittas i Appendix 3.

	GM	EU	SA	SX	NN
Småsaljare	13 (1,7 %)	14 (1,9 %)	197 (26,4 %)	109 (14,6 %)	412 (55,3 %)
Storsäljare	2 (0,8 %)	3 (1,3 %)	50 (21,0 %)	18 (7,6 %)	165 (69,3 %)

Tabell 8, Bästa prognos utan kampanjer, små- och storsäljare

5.4.4 Prognosresultat med kampanjer

Forum med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	16.41	16.00	15.24	10.34	8.62
Jättefranska	11.58	11.08	10.30	6.20	5.36
Längtan	4.13	3.99	4.40	3.41	2.61
Rågbröd	2.69	2.66	1.97	1.99	1.77
Gifflar kanel	6.73	6.64	4.90	4.98	4.85
Totalt	4.20	4.09	3.55	3.05	2.76

Tabell 9, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum med kampanjer

Extra med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	9.27	9.17	8.06	6.87	6.59
Jättefranska	4.41	4.32	4.13	3.34	3.10
Längtan	2.33	2.35	2.22	2.14	1.90
Rågbröd	1.88	1.92	1.58	1.63	1.44
Gifflar kanel	3.77	3.67	3.12	3.25	3.16
Totalt	2.46	2.45	2.13	2.11	2.03

Tabell 10, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra med kampanjer

Konsum med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	4.32	4.28	3.89	3.47	3.40
Jättefranska	1.53	1.50	1.31	1.35	1.28
Längtan	1.45	1.43	1.21	1.21	1.19
Rågbröd	1.17	1.21	1.10	1.11	1.03
Gifflar kanel	2.64	2.62	2.30	2.37	2.31
Totalt	1.43	1.43	1.27	1.27	1.25

Tabell 11, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum med kampanjer

Nära med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	2.71	2.71	2.32	2.41	2.22
Jättefranska	1.05	1.07	0.96	0.99	1.07
Längtan	1.02	1.02	0.90	0.91	0.87
Rågbröd	0.76	0.76	0.77	0.79	0.69
Gifflar kanel	2.26	2.19	1.90	1.95	1.87
Totalt	1.11	1.10	0.98	1.01	0.97

Tabell 12, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära med kampanjer

Hela Coop med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Lingongrova	9.20	9.04	8.36	6.34	5.63
Jättefranska	5.65	5.45	5.07	3.45	3.10
Längtan	2.47	2.42	2.46	2.10	1.76
Rågbröd	1.85	1.85	1.49	1.52	1.35
Gifflar kanel	4.21	4.14	3.29	3.37	3.27
Totalt	2.64	2.60	2.27	2.08	1.94

Tabell 13, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Hela Coop med kampanjer

5.4.5 Analys prognosresultat med kampanjer

Resultaten från tabell 9-13 visar hur viktigt det är att kunna ta hänsyn till

kampanjer vid automatiserad prognostisering. Som förklarades i kapitel 5.2 är det

endast SX och NN som kan ta hänsyn till att kampanjer har inträffat, vilket ger dessa två en mycket stor fördel i dessa resultat. De stora varianserna i resultat mellan olika bröd och kedjor beror på hur pass kampanjintensiva dessa artiklar är.

Vid jämförelse mellan resultaten med och utan kampanjer kan vi se att en genomgående ökning av MAD, prognosfelet, har ökat genomgående. Detta därför att veckorna med kampanjerna, där försäljning fluktuerar väldigt mycket, är medtagna vilket ger en extra komplexitet i prognoserna.

I Tabell 14 nedan visas än en gång hur många serier varje modell har varit bäst på. Vid jämförelse med Tabell 7 kan vi se att SX och NN har förbättrats. Anledningen till att SA fortfarande är bäst på många serier är att kampanjer endast görs på ett begränsat urval av Pågens produktutbud.

	GM	EU	SA	SX	NN
Bäst resultat	13	18	187	140	627

Tabell 14, Bästa prognosmodellerna med kampanjer

Resultaten är även här likartade när mätningen görs med de andra prognosavvikelserna som presenterats i kapitel 3.2.4.

5.4.6 Analys stor- och småsäljare med kampanjer

Tabell 15 nedan visar i hur många fall de olika prognosmodellerna har gett bäst resultat med kampanjer. Samma hypotes gällde här som i kapitel 5.4.3, att de avancerade modellerna bör prestera bättre för storsäljarna. Även med kampanjer ser vi att hypotesen stämmer, då neurala nätverken presterar klart bättre bland storsäljarna.

	GM	EU	SA	SX	NN
Småsaljare	12 (1,6 %)	14 (1,9 %)	158 (21,2 %)	126 (16,9 %)	436 (58,4 %)
Storsäljare	1 (0,4 %)	4 (1,7 %)	29 (12,1 %)	14 (5,9 %)	191 (79,9 %)

Tabell 15, Bästa prognos med kampanjer, små- och storsäljare

6 Serviceoptimering

I detta kapitel presenteras resultaten för serviceoptimeringen, vilka presenteras i form av procent retur och procent missad försäljning. Även Pågens simulerade resultat presenteras, tillsammans med analys utifrån de olika fallen. Kapitlet innehåller även analys för hur ofta de olika prognosmodellerna har gett bäst resultat för simuleringen och hur det neurala nätverket står sig mot Pågens resultat.

6.1 Bästa prognos

Utifrån de prognoser som görs på efterfrågan utförs serviceoptimeringen i enlighet med kapitel 3.4. Till denna serviceoptimering väljs de prognosmodeller som historiskt sett har gett bäst prognoser på varje enskild artikel och butik. I detta kapitel kommer vi presentera de resultat på Returer och Missade försäljningar som erhållits dels vid användande av varje enskild prognosmodell på alla produkter och dessutom vid användande av historiskt bästa prognos. Användande av bästa prognos in presenteras här som Bästa Prognos (BP).

6.2 Antaganden

För att utföra serviceoptimeringen behöver en del antaganden göras.

6.2.1 Hållbarhet i hylla

I enlighet med Appendix 7 ska brödet ligga 3 eller 5 dagar i hylla och sedan tas som retur.

6.2.2 Efterfrågan

Hur efterfrågan tas fram beskrivs detaljerat i kapitel 4.4.1.

6.2.3 Hur tar kunder bröd i butik

Kundernas val av dagsfärskt respektive "gammalt" bröd beskrivs i kapitel 4.4.5.

6.2.4 Leveranser

Våra inleveranser för ett bröd ska ske samma dagar som Pågen historiskt levererat samma bröd till de olika butikerna. Vilka dessa dagar är finns det information om i leveransdata som beskrivs i Kapitel 4.

6.3 Bestämna servicegrad

Servicegrad definieras i kapitel 3.4.2 som hur stor del av kundefterfrågan som tillfredsställs. Då det finns information kring kostnaderna för både missad försäljning och returer kan en optimal servicegrad bestämmas där den totala förlustfunktionen (26) i kapitel 3.4.4 minimeras.

I förlustfunktionen finns det endast två delar, returer och missad försäljning, vilka båda beror av säkerhetslagret. Dessa justeras simultant genom att höja eller sänka säkerhetslagret, vilket därmed är den enda variabeln för ekvationen. Vid minimering av kostnadsekvationen fås den mest kostnadseffektiva servicegraden för varje artikel.

Denna beräkning görs för varje bröd i varje butik, vilket ger en unik optimal servicegrad för varje artikel.

6.4 Resultat

Förkortningar för de olika modellerna:

- Glidande medelvärde (GM)
- Exponentiell utjämning (EU)
- SARIMA (SA)
- SARIMAX (SX)
- Neurala nätverk (NN)
- Bästa Prognos (BP)

6.4.1 Alla butiker utan kampanj

Resultaten nedan visar mängden retur och missad försäljning, där exempelvis 0,07 motsvarar 7 %. Returer definieras som andel av levererade bröd som tas tillbaka. Den sista raden i samtliga tabeller, Totalt, presenterar sammanställda resultat för samtliga artiklar i samtliga butiker för studien.

	GM		EU	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.07	0.05	0.07	0.05
Jättefranska	0.09	0.08	0.09	0.07
Längtan	0.11	0.11	0.10	0.11
Rågbröd	0.13	0.21	0.13	0.20
Gifflar kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,096	0,116	0,092	0,113

Tabell 16, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, GM & EU

	SA		SX	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.06	0.05	0.04	0.05
Jättefranska	0.07	0.08	0.06	0.08
Längtan	0.08	0.10	0.08	0.10
Rågbröd	0.12	0.19	0.11	0.19
Gifflar kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,076	0,108	0,070	0,105

Tabell 17, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, SA & SX

	NN		BP	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.04	0.05	0.04	0.04
Jättefranska	0.06	0.08	0.06	0.07
Längtan	0.07	0.09	0.07	0.09
Rågbröd	0.10	0.18	0.10	0.18
Gifflar kanel	0.03	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,065	0,105	0,065	0,100

Tabell 18, Resultat serviceoptimering: Coop utan kampanj, NN & BP

6.4.2 Pågen simulerat utan kampanj

	Pågen	
	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.08	0.04
Jättefranska	0.08	0.10
Längtan	0.09	0.11
Rågbröd	0.14	0.18
Gifflar kanel	0.08	0.06
Totalt	0,113	0,109

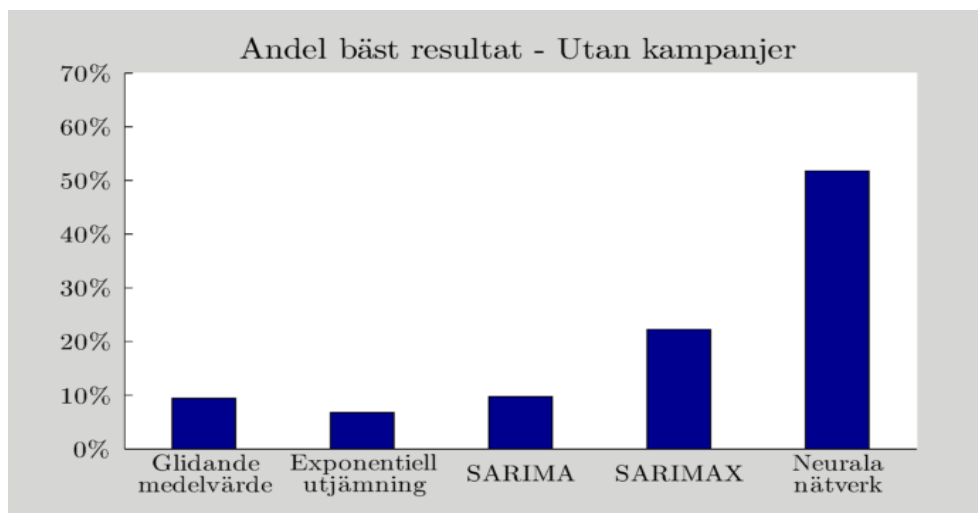
Tabell 19, Resultat serviceoptimering: Pågen utan kampanj

6.4.3 Analys simulerat resultat utan kampanj

Som väntat kan det ses ur resultaten i tabell 16-19 att desto bättre prognoser en modell har gett desto bättre resultat ger modellen i serviceoptimeringen.

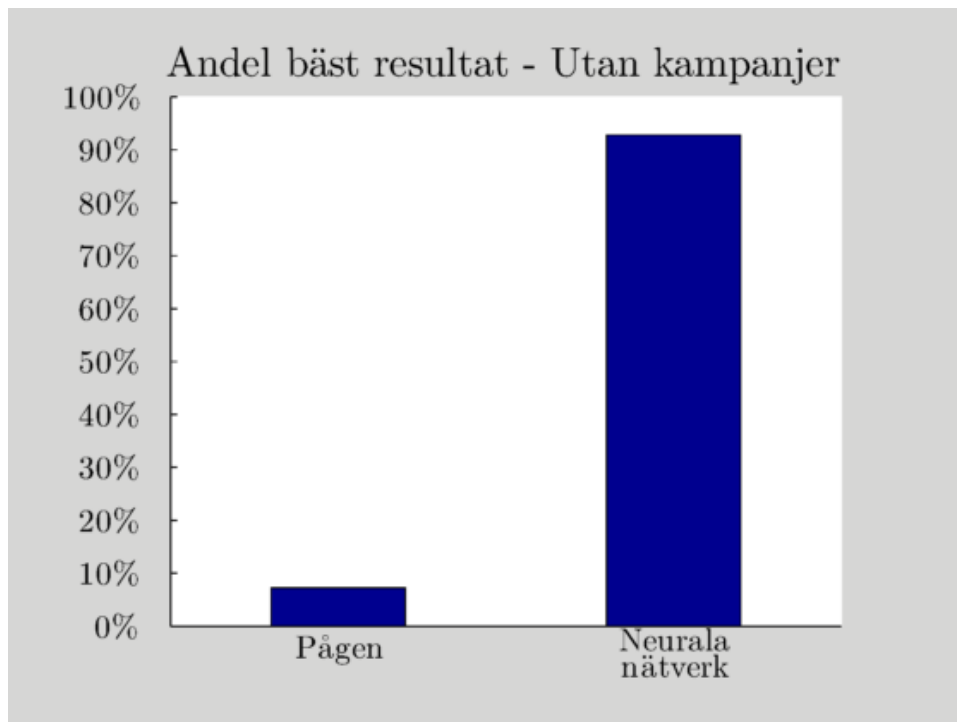
Glidande medelvärdesmetoden och exponentiell utjämning ger sämst resultat följt av SARIMA och SARIMAX som ger betydligt bättre resultat. Bäst resultat ger det neurala nätverket som lyckas sänka returerna med 33,3 % från 0,096 till 0,065 och också minska den missade försäljningen med 9,5 % från 0,116 till 0,105 jämfört med den glidande medelvärdesmetoden. Om vi väljer den prognosmodell som ger bäst resultat för respektive serie förbättras resultatet ytterligare något.

Figur 20 nedan visar andelen serier som respektive modell har gett bäst resultat. I denna jämförelse har inte BP tagits med då vi önskar jämföra resultaten av de individuella modellerna.



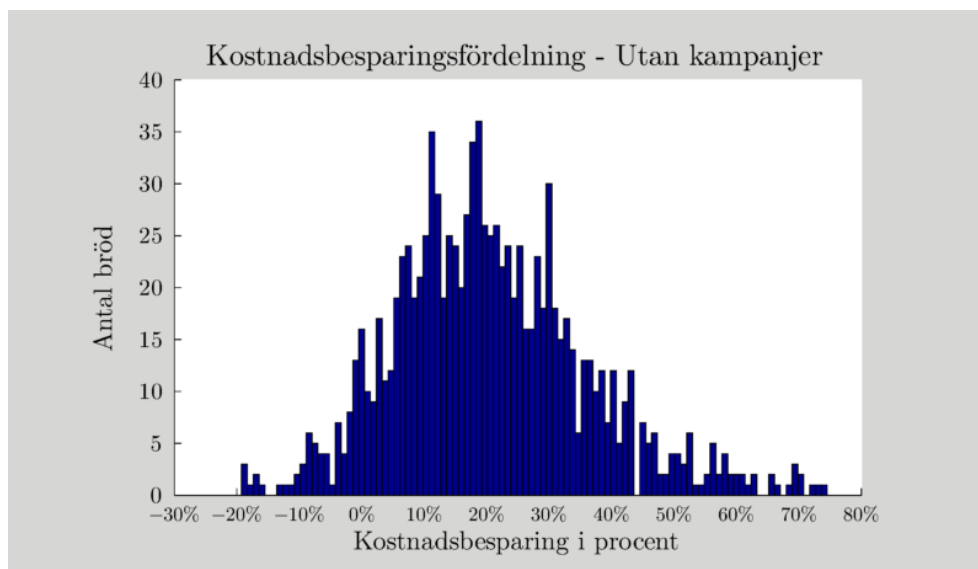
Figur 20, Andel bäst resultat per modell, utan kampanj

Jämförs resultaten med de Pågen har idag ses en stor minskning av returerna och en mindre minskning av missade försäljningar. Av de bröd som valts ut i resultaten ger inte Pågens verksamhet idag bättre resultat på något av bröden. För att se om resultaten kan anses vara representativa för alla artiklar i Coops butiker visar Figur 21 fördelningen av hur många serier Pågen har bättre resultat än NN. Resultaten visar att de neurala nätverken har gett ett bättre resultat än Pågens utlägg i över 90 % av artiklarna.



Figur 21, Bäst resultat: Pågen vs. NN, utan kampanj

För att se hur NN presterar på brödnivå presenterar Figur 22 nedan hur mycket besparing som görs för varje brödsort i varje butik. Detta blir med andra ord ett histogram. Här kan vi, jämfört med Pågens nuvarande metod, se att den stora mängden bröd får en liten men ändå synlig förbättring. Ett fåtal bröd blir försämrade medan en handfull bröd blir kraftigt förbättrade.



Figur 22, Kostnadsbesparingsfördel utan kampanj

6.4.4 Alla butiker med kampanj

Resultaten nedan visar mängden returer och missad försäljning, där exempelvis 0,09 motsvarar 9 %. Den sista raden i samtliga tabeller, Totalt, presenterar sammanställda resultat för samtliga artiklar i samtliga butiker för studien.

	GM		EU	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.09	0.08	0.09	0.08
Jättefranska	0.10	0.09	0.10	0.09
Längtan	0.10	0.12	0.10	0.11
Rågbröd	0.14	0.21	0.13	0.20
Gifflar kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,129	0,149	0,125	0,144

Tabell 20, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, GM & EU

	SA		SX	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.07	0.08	0.05	0.07
Jättefranska	0.09	0.08	0.06	0.08
Längtan	0.08	0.10	0.08	0.09
Rågbröd	0.12	0.19	0.11	0.19
Gifflar kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,104	0,137	0,091	0,131

Tabell 21, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, SA & SX

	NN		BP	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.05	0.06	0.04	0.04
Jättefranska	0.06	0.08	0.06	0.07
Längtan	0.07	0.09	0.07	0.09
Rågbröd	0.09	0.18	0.10	0.18
Gifflar kanel	0.03	0.03	0.02	0.03
Totalt	0,084	0,129	0,084	0,125

Tabell 22, Resultat serviceoptimering: Coop med kampanj, NN & BP

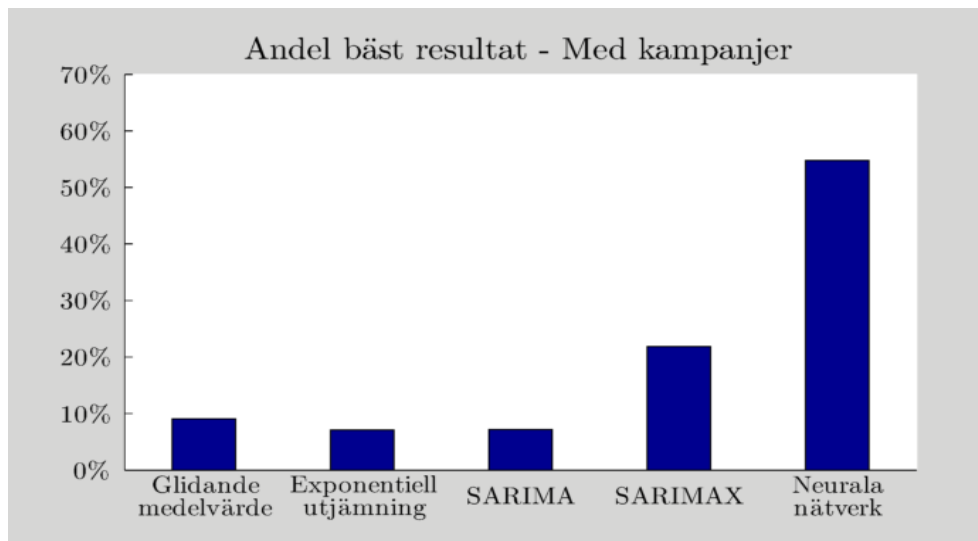
6.4.5 Pågen simulerat med kampanj

	Pågen	
	Returer	Missad f.
Lingongrova	0.08	0.04
Jättefranska	0.08	0.10
Längtan	0.09	0.11
Rågbröd	0.14	0.18
Gifflar kanel	0.08	0.06
Totalt	0,136	0,124

Tabell 23, Resultat serviceoptimering: Pågen med kampanj

6.4.6 Analys simulerat resultat med kampanj

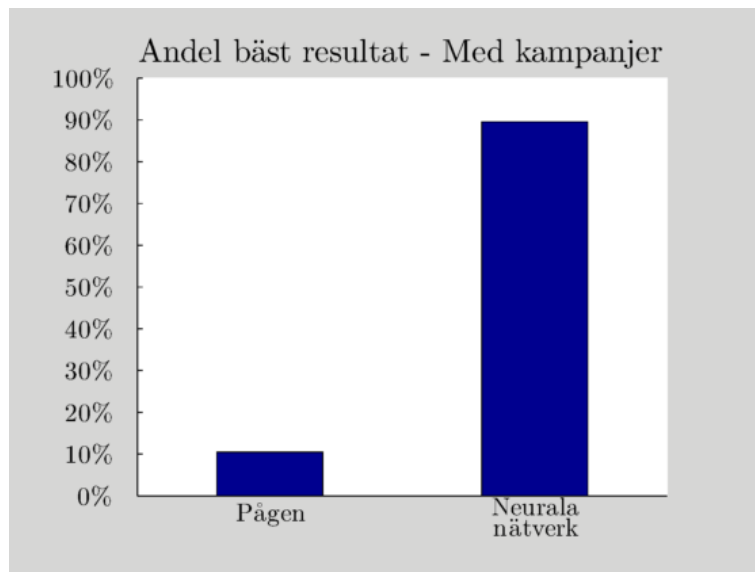
Generellt sett ökar returandelen och antalet missade försäljningar när kampanjerna inte är utrensade. Detta beror på att efterfrågan under kampanjer är betydligt svårare att förutsäga, speciellt i början då det inte är känt hur stort genomslag kampanjen fått. Av de verktyg som är med i undersökningen ger NN bäst resultat även här.



Figur 23, Andel bäst resultat per modell, med kampanj

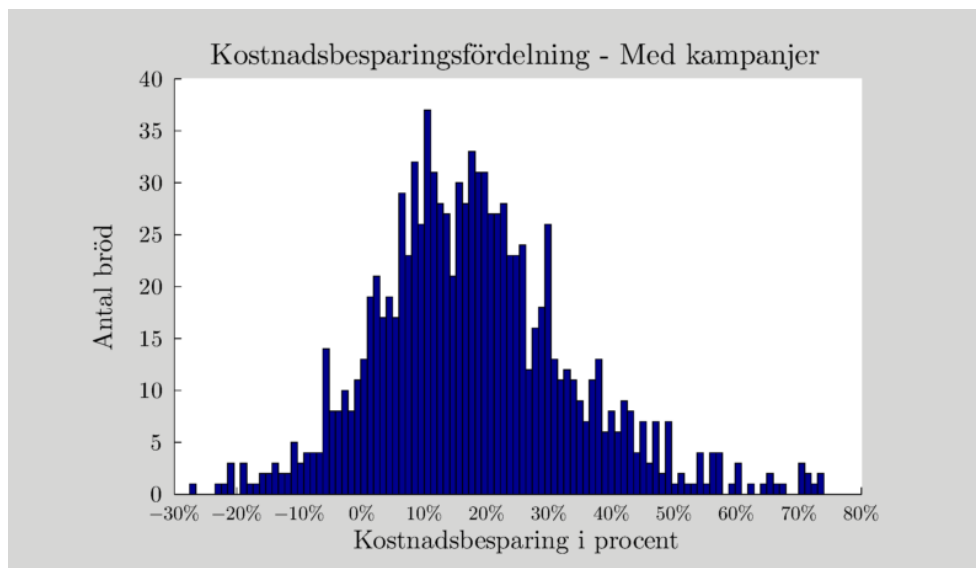
Jämfört med Pågens resultat är NN fortfarande substantiellt bättre men inte med samma marginal som i utan kampanjer. Detta kan bero på att prognosmodellerna inte har all tillgänglig information kring hur produkterna exponerats inför och under kampanjerna vilket Pågens säljare känner till. För bästa effekt kanske prognosmodellen ska understödjas av säljarnas egna prognoser för att ge det bästa resultatet.

För att se om resultaten kan anses vara representativa för alla delar av Coop visar Figur 24 på fördelningen av hur många serier Pågen har bättre resultat än NN när kampanjer är inkluderade. Här ser vi, precis som i fallet utan kampanjer ovan, att NN presterar bättre än Pågens utlägg i ca 90 % av artiklarna.



Figur 24, Bäst resultat: Pågen vs. NN, med kampanj

För att se hur NN presterar på brödnivå presenterar Figur 25 nedan hur stor besparing som gjorts på varje brödsort i varje butik. Figuren presenterar resultat för alla artiklar i alla butiker. Vi kan här se liknande resultat som presenterades i situationen utan kampanjer. Den stora mängden bröd ser en viss förbättring, med en handfull som blir kraftigt förbättrade eller något försämrade.



Figur 25, Kostnadsbesparingsfördelning med kampanj

7 Diskussion

I detta kapitel kommer jämförelse ske mellan de uppnådda resultaten och analyserna och de mål som sattes upp i början av rapporten. Därefter följer en känslighetsanalys av resultaten samt en självgranskning av författarna. Kapitlet innehåller även information kring hur detta arbete kan påverka Pågen och andra aktörer inom färskvarubranschen, samt vad detta arbete har tillfört akademien. Slutligen presenteras förslag på vidare forskning.

7.1 Har målen uppfyllts

Målet med detta arbete var att undersöka vilka effekter ett prognosverktyg skulle få i Pågens verksamhet. Dels ville vi undersöka hur bra resultat olika prognosmodeller kan få, där vi främst önskade jämföra neurala nätverk mot traditionella prognosmodeller, och dels se vilka resultat som kan uppnås i form av försäljning och returer vid serviceoptimering.

När vi startade upp detta projekt ställde vi oss tre frågor som vi ville besvara. Dessa skrevs ner i kapitel 1.2 och lyder som följer:

”Vilka förbättringar innebär en prognosmodell i de miljöer som saknar ett systematiskt prognosverktyg?”

Vår studie visar att klara förbättringar har uppnåtts vid användande av avancerade prognosmodeller jämfört med Pågens nuvarande system som baseras på manuell prognostisering. Detta var vad vi ville visa.

”Ger vår modell signifikant mindre prognosfel än befintliga modeller på marknaden?”

Resultaten i kapitel 5 visar att författarnas modell ger klart bättre resultat än de befintliga modellerna som studien innefattar.

”Vilken effekt har en prognosmodell i kombination med en serviceoptimering på servicegraden och mängden svinn?”

Vi har sett att vår modell och serviceoptimering har lett till signifikanta förbättringar av såväl servicegraden så som returmängderna. Detta kan ses i kapitel 6.

Hur bra neurala nätverk som prognosmodell står sig mot traditionella prognosmodeller framgår i kapitel 5.4. Som kan ses i Tabell 7 och Tabell 14 ger neurala nätverk bäst resultat i en majoritet av fallen. De enkla modellerna ger klart sämre resultat, medan SARIMA och SARIMAX placerar sig däremellan. Man kan dock sluta sig till att avancerade modeller ger goda resultat, men att de bästa resultaten kan uppnås i ett verktyg där man har tillgång till en mängd olika verktyg och kan välja den historiskt bästa prognosen.

Utformningen av och resultaten från serviceoptimering framgår i kapitel 0. Här har prognoser kombinerats med ett serviceoptimerat utlägg, dels för varje enskild prognosmodell och dels för den historiskt bästa prognosen för varje artikel. Vid analys av resultaten framgår att användande av prognosmodell i kombination med serviceoptimering ger bättre resultat än Pågens nuvarande lagerstyrningsmetoder. Värt att notera är att den optimering som gjorts i detta arbete ger ungefär samma missade försäljning som Pågen, men med kraftigt minskade retur. Detta beror på att Pågen i dagsläget har en hög servicegrad till sina kunder, där man tvingas till höga returkostnader. Genom att ändra uppskattningarna för kostnader för retur och missade försäljningar som satts kan vikten mellan returerna och missade försäljningarna förändras, men de kommer fortfarande ge samma förbättring i resultat. Det kan även vara till fördel att behålla samma servicegrad till kund, eller åtminstone inte minska den, då

butikerna kan reagera negativt på att det är ”tommare i hyllorna”. I detta fall kommer prognosmetoden endast leda till minskade returerna.

7.2 Vad kan detta arbete ge praktiskt

De resultat som presenteras i detta arbete visar vilka resultat som kan uppnås vid användande av de modeller som presenterats och utifrån de antaganden som gjorts. Enligt de situationer och antaganden som Pågen gett oss har vi uppnått en minskning av returerna med 40 % medan vi minskar den missade försäljningen med 9 % för försäljningen utan kampanjer. Om kampanjerna inte rensas ut når vi en minskning av returerna med 38 % med en ökning av missade försäljningar med 1 %. Enligt författarna bör liknande resultat kunna uppnås i företag med liknande försäljningsansvar och produktion. Detta bör främst innefatta andra brödproducenter i Sverige, men även övriga färskvaruproducenter bör kunna ha mycket stora nytta av högpresterande prognoser och en väl avvägd serviceoptimering.

För att kunna förbättra arbetet med prognostisering och införandet av automatiserade prognoser föreslår författarna att Pågen förbättrar sin datainsamling kring kampanjer. Som sågs i kapitel 6.4.4 har resultatet vid kampanjer försämrats något, på grund av brist på information. I dagsläget finns viss information kring de globala kampanjerna, men det saknas data på vad som har skett i butiken under dessa kampanjer. Säljare har tillgång till en mängd verktyg för att påverka försäljning, såsom tool-kits och reklamskyltar, och dessa har en stark påverkan på försäljningen. Så länge sådan information fattas vid prognostisering kommer riktigt bra resultat inte kunna uppnås. Dessutom saknas helt information kring de lokala kampanjerna, annat än att de har existerat vid ett visst datum. I detta arbete har detta kringgåtts genom att interpolera fram nya värden i dessa punkter. För att i framtiden även kunna ta hänsyn till lokala kampanjer kommer det dock krävas förbättrad information kring dessa.

7.3 Känslighetsanalys

Alla antaganden som gjorts för denna studie har gjorts i samförstånd med Pågen. Dock har endast en delmängd av de butiker där Pågen bedriver försäljning testats på grund av tidsbrist. Det är författarnas och Pågens mening att de valda butikerna väl representerar deras försäljning, men det finns viss möjlighet att kundströmmar skiljer sig mellan olika butikskedjor. Den tidsrymd som analyserats är 21 månader från juni 2011 till mars 2013, och detta kan ses som något kort med tanke på de årscykler som finns och de återkommande högtiderna. Vid möjlighet att ta in data från en större tidsrymd skulle prognoserna med stor sannolikhet kunna göras bättre, och ett mer representativt resultat presenteras.

I vissa större butiker har Pågen leveranser två gånger om dagen, både på morgonen och mitt på dagen. I denna studie har vi dock antagit att alla bröd levereras direkt på morgonen. Detta skulle kunna ge viss skillnad i försäljning, men författarna har tillsammans med Pågen antagit att bröden ytterst sällan säljs slut innan den andra leveransen kommer in. Då både Pågens och författarnas resultat har simulerats med samma antaganden kommer dock båda metoderna påverkas lika mycket.

Ett kritiskt moment i detta arbete är att på ett korrekt sätt uppskatta efterfrågan. Den process som i detta arbete genomgått för efterfrågeuppskattning har dokumenterats och beskrivits i kapitel 3.4.2 och 4.4.1. Denna kundefterfrågan är dock just en uppskattning och inte en exakt efterfrågan, då ingen sådan information finns tillgänglig annat än i kundernas tankar, om ens där.

De resultat som presenteras i detta arbete utgår från simuleringar av verkligheten. Det enda sättet att få fram exakt vilka resultat som skulle kunna uppnås vid användning av prognoserna och serviceoptimering är en implementering, där systemet kommer kalibrera sig självt med tiden.

7.4 Självkritik

Även om detta arbete har en betydande omfattning finns det fortfarande vissa avgränsningar som gjorts. För att kunna ge en mer fullständig bild av vilka resultat som kan uppnås vore det lämpligt att utvidga studien. Detta skulle innefatta fler butiker, dels från andra kedjor då en typisk Lidl-kund och en typisk Coop-kund kan ha olika köpmönster, samt större geografisk spridning.

Några av de antaganden som gjorts skulle också kunna undersökas vidare, t.ex. antagandet om att orderstorleken inte har några begränsningar. Vad händer om orderstorleken måste följa vissa regler (minimumorder eller order i multiplar om fem). Produktion och distribution kan t.ex. kräva fyllda sekundärförpackningar.

En stor del av arbetet bygger på att efterfrågan har uppskattats rätt. Detta är en fråga som författarna har analyserat noga, men samtidigt finns det alltid mer som kan göras.

Styrkan i detta arbete är att resultaten kan presenteras som ett monetärt värde, vilket ger en starkare koppling till verkligheten än om resultaten bestått av t.ex. prognosfel. Dessutom sker en genomgående undersökning av alla prognosmodeller för att se vilka resultatkillnader de kan få i branschen.

En svaghet i detta arbete är att studien främst bygger på egenframtagna metoder, specifikt simuleringen, vilket försvårar möjligheter till extern granskning och validering. Detta har varit nödvändigt för att kunna ta fram de resultat som eftersökts, till priset av minskad säkerställning av resultaten.

7.5 Vad kan detta arbete tillföra akademien

I den litteraturstudie som utfördes vid studiens början fann författarna en brist på praktiskt användande av prognoser utförda av neurala nätverk. Vi hoppas med detta arbete kunna visa vilka ekonomiska fördelar en implementering av ett

avancerat prognosverktyg skulle kunna ge. Vi hoppas även kunna inspirera framtida studier till en mer kundanpassad hållning där resultat presenteras i faktisk output hellre än procentfel.

7.6 Förslag på vidare forskning

Denna studie har riktat in sig på brödförsäljning, där försäljningen sker direkt från producerande företag till kund. Detta är ett bra utgångsläge för prognoser då denna typ av producerande företag ofta står för ett stort svinn och sällan kan binda sin försäljning i form av kontrakt. Det vore dock önskvärt att även se liknande studier med andra typer av produkter (både färskvaror och kolonialvaror) för att se om liknande problematik finns på dessa områden. Dessutom vore det intressant att studera försäljning mellan producerande företag och grossist/dagligvaruhandel, då denna typ av handel står för en majoritet av handeln. En sådan studie bör kunna visa hur pass stor genomslagskraft en övergång till avancerad prognosverksamhet kan ha i Sverige. Det annorlunda efterfrågemönster som uppkommer vid försäljning direkt till kund borde kunna resultera i andra resultat än de som presenterats i denna studie.

8 Referenser

ADHIKARI, R., 2012. *Forecasting strong seasonal time series with artificial neural networks*. Tillgänglig: http://www.academia.edu/2576481/Forecasting_strong_seasonal_time_series_with_artificial_neural_networks

AXSÄTER, S., 2006. *Inventory control*. Second edition. Springer.

BROCKWELL, P. & DAVIS R., 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer 2002, kapitel 3.

CARNEY, J., CUNNINGHAM, P. & BHAGWAN, U., 1999. *Confidence and prediction intervals for neural networks ensembles*. Tillgänglig: http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=831133&url=http%3A%2F%2Fieeexplore.ieee.org%2Fxppls%2Fabs_all.jsp%3Farnumber%3D831133

COOP, 2013. Tillgänglig: <http://www.coop.se/Butiker-varor--erbjudanden/>
hämtad: 2013-04-04

DONSELAAR, K., 2006. *International Inventory Control of Perishables in Supermarkets*. Tillgänglig: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527305000381>

Encyclopedia of Mathematics, 2011. *Partial correlation coefficient*. Tillgänglig: http://www.encyclopediaofmath.org/index.php?title=Partial_correlation_coefficient&oldid=14288 Hämtad: 2013-08-24

GEURTS, M., 1986. *Forecasting retail sales using alternative models*. Tillgänglig: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0169207086900464>

HILLIER, F. & LIEBERMANN, G., 2010. *Introduction to Operations Research*. McGraw-Hill.

HÖST, M., REGNELL, B. & RUNESON, P., 2006. *Att genomföra examensarbete*. Studentlitteratur AB.

KARINIOTAKIS, G., STAVRAKAKAIS, G. & NOGARET, E., 1996. *Wind power forecasting using advanced neural networks models*.

KOUKI, C., 2010. *Perishable Items Inventory Management And The Use Of Time Temperature Integrators Technology*. Tillgänglig: http://tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/71/14/76/PDF/kouki_arch.pdf

LIU, Y. & YAO, X., 1999. *Ensemble learning via negative correlation*. Tillgänglig: <http://www.cs.bham.ac.uk/~pxt/NC/ncl.pdf>

MADSEN, K., NIELSEN, H. & TINGLEFF, O., 2004. *METHODS FOR NON-LINEAR LEAST SQUARES PROBLEMS*. Technical University of Denmark, Informatics and Mathematical Modelling, 2nd edition.

NATURVÅRDSVERKET, 2008. *Svinn i livsmedelskedjan, möjligheter till minskade mängder, sid 21*. Rapport 5885. Tillgänglig: <http://www.naturvardsverket.se/Documents/publikationer/978-91-620-5885-2.pdf>

NGUYEN, D. & WIDROW B., 1990. *Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights*. Stanford University, Information Systems Laboratory.

PETERS, J., 2012. *Improving the promotional forecasting accuracy for perishable items at Sligro Food Group B.V.* Tillgänglig: http://alexandria.tue.nl/extra2/afstvers/tm/Peters_2012.pdf

PÅGEN, 2013a. <http://www.pagen.se/Om-Pagen/Historik/> hämtad: 2013-04-15

PÅGEN, 2013b. Information tagen från av Pågens försäljningshistorik.

RAJGOPAL, J., 2001. *Principles and applications of operations research*. Maynard's Industrial Engineering Handbook, 5th Edition. Tillgänglig: <http://www.pitt.edu/~jrclass/or/or-intro.html>

ROWLEY, H., BALUJA, S. & KANADE, T., 1998. *Neural Network-based Face Detection*. Tillgänglig: <http://citeseer.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.110.5546>

UNIVERSITY OF MARYLAND, 2013. *Primary, secondary and tertiary sources*. Tillgänglig: <http://www.lib.umd.edu/ues/guides/primary-sources>

Walsh, D., 2007. *A Simple Rule of Thumb for Statistically Significant Correlation*. Tillgänglig: <http://capone.mtsu.edu/dwalsh/436/CORRSIG.pdf>

9 Bildreferenser

Indiana University South Bend, 2013. *Neural Networks*. Tillgänglig:
http://www.cs.iusb.edu/~danav/teach/c463/12_nn.html

KOTTA, J., 2006. Tillgänglig:
<http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/5d/Overfit.png>

10 Appendix

10.1 Butiker som omfattas av studien

- Coop Forum (11 st.)
 - Göteborg
 - CF Backaplan
 - CF Bäckebo
 - CF Kungsbacka
 - CF Kålleröd
 - CF Sisjön
 - Linköping
 - CF Linköping
 - CF Norrköping
 - Malmö
 - CF Helsingborg
 - CF Landskrona
 - CF Malmö
 - Stockholm
 - CF Haninge
- Coop Extra (7 st.)
 - Göteborg
 - CE Eriksberg
 - Linköping
 - CE Linköping
 - Malmö
 - CE Väla
 - CE Ängelholm
 - Stockholm

- CE Huddinge
 - CE Medborgarplatsen
 - Växjö
 - CE Växjö
- Coop Konsum (7 st.)
 - Göteborg
 - CK Avenyn
 - CK Friggagatan
 - Linköping
 - CK Lambohov
 - CK Lägerhyddan
 - Malmö
 - CK Kopparmöllegatan
 - CK Stenbocksgatan
 - Stockholm
 - CK Odenplan
- Coop Nära (7 st.)
 - Göteborg
 - CN Mariagatan
 - CN Trätorget
 - Linköping
 - CN Vallaplan
 - Malmö
 - CN Örebrogatan
 - Stockholm
 - CN Essingen
 - CN Karlavägen
 - Växjö
 - CN Kristinatorget

10.2 Produkter som innefattas i studien

Storsäljare

Gifflar Kanel
Gott Gräddat
Hönökaka 6-pack
Jättefranska
Lingongrova
Lingongrova Special
Pågenlimpa
Roast´n Toast

Småsäljare

Äntligen Subs
Äntligen Toast
Äntligen Vitt Mjukbröd
Dinkeklämmor
Energi Pågen Osötad
Fina
Fröjd
Fullkornsbröd
Gifflar Choko
Gifflar Vanilj
Gott Gräddat
Guldkorn
Hamburgerbröd 6-pack
Hamburgerbröd 8-pack
Hönökaka 4-pack
Kärnsund
Kavring
Kneipp
Korvbröd 12-pack
Korvbröd 8-pack
Längtan
Lantgoda
Lingongrova Favorit
Rågbröd

Råglämmor
Rasker
Rosta
Veckans Toast

10.3 Prognosfel utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	2.53	2.46	1.94	1.96	1.85
Äntligen Toast	2.88	2.75	1.95	1.96	1.90
Äntligen Vitt Mjukbröd	2.76	2.74	2.08	2.06	2.18
Dinkeklämmor	1.60	1.59	1.42	1.43	1.51
Energi Pågen Osötad	2.66	2.66	2.09	2.11	2.01
Fina	3.24	3.16	2.72	2.73	2.97
Fröjd	1.30	1.32	1.14	1.16	1.19
Fullkornsbröd	1.77	1.74	1.43	1.45	1.34
Giffjar Choko	1.17	1.18	1.04	1.05	1.71
Giffjar Kanel	6.73	6.64	4.90	4.98	4.84
Giffjar Vanilj	2.22	2.23	1.76	1.80	1.74
Gott Gräddat	7.37	7.08	5.37	5.41	5.20
Guldkorn	2.77	2.75	2.23	2.24	2.16
Hamburgerbröd 6-pack	2.15	2.07	1.66	1.65	1.76
Hamburgerbröd 8-pack	2.16	2.09	1.61	1.66	1.80
Hönökaka 4-pack	3.48	3.34	2.66	2.72	2.70
Hönökaka 6-pack	6.62	6.47	3.83	3.84	3.33
Jättefranska	5.92	5.84	3.73	3.73	3.63
Kärnsund	1.91	1.87	1.58	1.58	1.53
Kavring	2.09	2.04	1.55	1.54	1.46
Kneipp	2.56	2.54	1.91	1.94	1.88
Korvbröd 12-pack	1.65	1.63	1.41	1.42	1.50
Korvbröd 8-pack	2.25	2.19	1.72	1.76	1.67
Längtan	2.86	2.78	2.21	2.22	2.15
Lantgoda	2.53	2.45	1.89	1.92	1.79
Lingongrova	10.61	10.16	7.34	7.36	6.86
Lingongrova Favorit	2.52	2.49	2.00	2.00	2.21
Lingongrova Special	2.83	2.79	2.28	2.32	2.24
Pågenlimpa	4.99	4.99	4.02	4.07	3.85
Rågbröd	2.69	2.66	1.97	1.99	1.79
Rågklämmor	1.62	1.59	1.26	1.27	1.21
Rasker	2.84	2.80	2.23	2.25	2.25
Roast'n Toast	8.68	8.48	4.48	4.47	4.44
Rosta	3.50	3.35	2.05	2.05	1.94
Veckans Toast	2.91	2.83	2.32	2.37	2.64
Total småsäljare	2.40	2.35	1.85	1.87	1.88
Total storsäljare	6.72	6.56	4.51	4.54	4.32
Total	3.40	3.33	2.47	2.49	2.45

Tabell 24, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	1.66	1.66	1.44	1.46	1.38
Äntligen Toast	2.13	2.12	1.60	1.63	1.61
Äntligen Vitt Mjukbröd	1.83	1.88	1.53	1.57	1.63
Dinkeklämmor	1.30	1.31	1.16	1.16	1.22
Energi Pågen Osötad	2.00	2.06	1.79	1.86	1.78
Fina	1.64	1.65	1.54	1.60	1.49
Fröjd	1.10	1.09	0.95	0.99	1.97
Fullkornsbröd	1.25	1.24	1.09	1.09	1.05
Gifflar Choko	0.82	0.83	0.79	0.81	1.10
Gifflar Kanel	3.77	3.67	3.12	3.25	3.18
Gifflar Vanilj	1.51	1.53	1.31	1.34	1.32
Gott Gräddat	3.86	3.73	3.31	3.31	3.22
Guldorn	2.21	2.22	1.85	1.87	1.82
Hamburgerbröd 6-pack	1.03	1.04	0.89	0.88	0.98
Hamburgerbröd 8-pack	1.22	1.20	1.06	1.18	1.50
Hönökaka 4-pack	2.43	2.41	2.07	2.13	2.05
Hönökaka 6-pack	2.25	2.28	2.08	6.38	1.92
Jättefranska	3.37	3.34	2.75	2.76	2.65
Kärnsund	1.65	1.63	1.50	1.50	1.48
Kavring	1.72	1.73	1.48	1.47	1.42
Kneipp	1.82	1.83	1.55	1.60	1.52
Korvbröd 12-pack	1.04	1.01	0.85	0.83	1.05
Korvbröd 8-pack	1.51	1.50	1.27	1.33	1.44
Längtan	2.05	2.11	1.85	1.87	1.80
Lantgoda	1.63	1.64	1.42	1.44	1.43
Lingongrova	7.78	8.02	5.87	5.83	5.44
Lingongrova Favorit	1.78	1.80	1.57	1.57	1.63
Lingongrova Special	2.12	2.10	1.82	1.82	1.75
Pågenlimpa	3.91	3.99	3.18	3.28	3.10
Rågbröd	1.87	1.90	1.57	1.63	1.43
Rågklämmor	1.31	1.31	1.22	1.24	1.20
Rasker	2.16	2.17	1.91	1.95	1.92
Roast'n Toast	4.60	4.57	2.97	3.01	2.90
Rosta	3.13	3.10	2.21	2.26	2.10
Veckans Toast	2.56	2.47	2.26	2.26	2.20
Total smäsäljare	1.75	1.75	1.50	1.53	1.56
Total storsäljare	4.09	4.09	3.22	3.50	3.10
Total	2.30	2.30	1.90	1.99	1.92

Tabell 25, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	1.04	1.05	0.93	0.93	0.90
Äntligen Toast	1.18	1.20	1.04	1.05	1.04
Äntligen Vitt Mjukbröd	1.19	1.18	1.06	1.06	1.06
Dinkeklämmor	1.01	0.99	0.88	0.88	0.87
Energi Pågen Osötad	1.37	1.36	1.19	1.19	1.15
Fina	1.47	1.46	1.30	1.32	1.26
Fröjd	0.76	0.77	0.71	0.75	1.01
Fullkornsbröd	0.87	0.87	0.75	0.77	0.75
Giffjar Choko	0.73	0.73	0.67	0.77	1.06
Giffjar Kanel	2.64	2.62	2.30	2.37	2.33
Giffjar Vanilj	1.24	1.23	1.14	1.14	1.11
Gott Gräddat	1.87	1.88	1.62	1.65	1.62
Guldkorn	1.52	1.48	1.36	1.39	1.30
Hamburgerbröd 6-pack	0.97	0.94	0.84	0.84	0.92
Hamburgerbröd 8-pack	0.61	0.62	0.57	0.60	0.60
Hönökaka 4-pack	1.55	1.56	1.34	1.37	1.25
Hönökaka 6-pack	1.22	1.24	1.10	1.13	1.00
Jättefranska	1.62	1.59	1.43	1.46	1.40
Kärnsund	1.15	1.17	1.04	1.09	1.04
Kavring	1.25	1.22	1.10	1.11	1.09
Kneipp	1.18	1.18	1.06	1.06	1.04
Korvbröd 12-pack	0.73	0.74	0.67	0.67	1.11
Korvbröd 8-pack	0.87	0.87	0.77	0.84	0.94
Längtan	1.45	1.43	1.21	1.21	1.17
Lantgoda	1.27	1.29	1.12	1.14	1.12
Lingongrova	4.10	4.16	3.26	3.29	3.08
Lingongrova Favorit	1.27	1.26	1.15	1.19	1.15
Lingongrova Special	1.53	1.52	1.32	1.39	1.32
Pågenlimpa	1.55	1.55	1.34	1.38	1.28
Rågbröd	1.17	1.21	1.10	1.11	1.04
Rågklämmor	0.72	0.71	0.65	0.68	0.72
Rasker	1.26	1.24	1.10	1.11	1.05
Roast'n Toast	1.96	1.90	1.59	1.62	1.57
Rosta	1.44	1.40	1.11	1.13	1.06
Veckans Toast	1.88	1.92	1.71	1.73	1.79
Total smäsäljare	1.17	1.17	1.04	1.06	1.06
Total storsäljare	2.12	2.11	1.79	1.83	1.75
Total	1.40	1.40	1.22	1.25	1.23

Tabell 26, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum utan kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	0.84	0.84	0.79	0.81	0.75
Äntligen Toast	0.97	0.98	0.87	0.91	0.83
Äntligen Vitt Mjukbröd	0.88	0.85	0.76	0.78	0.77
Dinkeklämmor	0.80	0.80	0.72	0.82	0.79
Energi Pågen Osötad	1.00	1.00	0.87	0.88	0.85
Fina	0.88	0.89	0.79	0.80	0.93
Fröjd	0.55	0.56	0.56	0.59	0.69
Fullkornsbröd	0.56	0.56	0.53	0.54	0.55
Giffjar Choko	0.82	0.80	0.79	1.19	0.98
Giffjar Kanel	2.26	2.19	1.90	1.95	1.89
Giffjar Vanilj	0.83	0.82	0.72	0.76	0.80
Gott Gräddat	1.38	1.36	1.14	1.15	1.11
Guldorn	1.21	1.19	1.06	1.07	1.01
Hamburgerbröd 8-pack	0.61	0.59	0.56	0.60	0.60
Hönökaka 4-pack	1.43	1.45	1.22	1.24	1.14
Jättefranska	1.05	1.07	0.96	0.99	1.02
Kärnsund	0.90	0.89	0.81	0.81	0.79
Kavring	0.59	0.60	0.55	0.58	0.54
Kneipp	1.00	1.02	0.93	0.96	0.92
Korvbröd 8-pack	0.81	0.80	0.70	0.73	0.77
Längtan	1.02	1.02	0.90	0.91	0.86
Lantgoda	1.04	1.06	0.93	0.94	0.91
Lingongrova	2.50	2.49	2.06	2.08	2.00
Lingongrova Favorit	0.94	0.94	0.83	0.83	0.96
Lingongrova Special	1.09	1.06	0.93	0.94	0.92
Pågenlimpa	1.08	1.08	0.96	0.97	0.95
Rågbröd	0.76	0.76	0.77	0.79	0.70
Rågklämmor	0.55	0.56	0.53	0.54	0.65
Rasker	0.84	0.83	0.74	0.77	0.77
Roast'n Toast	1.39	1.36	1.20	1.22	1.16
Rosta	1.23	1.30	1.02	1.03	0.99
Veckans Toast	1.18	1.19	1.06	1.12	1.06
Total småsäljare	0.92	0.92	0.82	0.85	0.84
Total storsäljare	1.55	1.52	1.31	1.33	1.30
Total	1.09	1.08	0.95	0.98	0.96

Tabell 27, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära utan kampanjer

10.4 Appendix 4: Prognosfel med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	4.11	4.00	3.78	3.58	3.25
Äntligen Toast	2.88	2.75	1.95	1.96	1.91
Äntligen Vitt Mjukbröd	2.76	2.74	2.08	2.06	2.11
Dinkeklämmor	1.60	1.59	1.42	1.43	1.62
Energi Pågen Osötad	2.66	2.66	2.09	2.11	2.01
Fina	3.21	3.15	3.76	2.73	3.00
Fröjd	1.30	1.33	1.26	1.16	1.16
Fullkornsbröd	1.77	1.74	1.43	1.45	1.35
Giffjar Choko	1.17	1.18	1.04	1.05	1.94
Giffjar Kanel	6.73	6.64	4.90	4.98	4.85
Giffjar Vanilj	2.22	2.23	1.76	1.80	1.70
Gott Gräddat	11.13	10.81	10.27	7.73	5.89
Guldkorn	3.98	3.93	4.02	2.90	2.48
Hamburgerbröd 6-pack	2.15	2.07	1.66	1.65	1.73
Hamburgerbröd 8-pack	2.16	2.09	1.61	1.66	1.80
Hönökaka 4-pack	3.48	3.34	3.14	2.72	2.83
Hönökaka 6-pack	6.62	6.47	3.83	3.84	3.31
Jättefranska	11.58	11.08	10.30	6.20	5.36
Kärnsund	1.91	1.87	1.58	1.58	1.56
Kavring	2.09	2.04	1.55	1.54	1.47
Kneipp	2.56	2.54	1.91	1.94	1.82
Korvbröd 12-pack	1.65	1.63	1.41	1.42	1.52
Korvbröd 8-pack	2.25	2.19	1.72	1.76	1.76
Längtan	4.13	3.99	4.40	3.41	2.61
Lantgoda	2.53	2.45	1.89	1.92	1.78
Lingongrova	16.41	16.00	15.24	10.34	8.62
Lingongrova Favorit	2.53	2.48	2.20	2.00	2.20
Lingongrova Special	3.99	3.93	3.81	2.91	2.55
Pågenlimpa	6.56	6.43	6.26	6.46	5.55
Rågbröd	2.69	2.66	1.97	1.99	1.77
Rågklämmor	1.62	1.59	1.26	1.27	1.25
Rasker	5.60	5.45	5.39	3.69	3.25
Roast'n Toast	10.55	10.09	7.15	7.57	5.18
Rosta	3.50	3.35	2.05	2.05	1.94
Veckans Toast	2.91	2.83	2.32	2.37	2.67
Total småsäljare	2.66	2.61	2.26	2.06	2.02
Total storsäljare	9.26	8.99	7.81	6.31	5.21
Total	4.20	4.09	3.55	3.05	2.76

Tabell 28, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Forum med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	1.61	1.66	1.51	1.46	1.40
Äntligen Toast	2.13	2.12	1.60	1.63	1.61
Äntligen Vitt Mjukbröd	1.95	1.97	1.73	1.66	1.76
Dinkeklämmor	1.30	1.31	1.16	1.16	1.19
Energi Pågen Osötad	2.00	2.06	1.77	1.86	1.77
Fina	1.64	1.65	1.54	1.60	1.49
Fröjd	1.06	1.08	1.02	0.99	1.97
Fullkornsbröd	1.25	1.24	1.09	1.09	1.05
Giffjar Choko	0.82	0.83	0.79	0.81	1.27
Giffjar Kanel	3.77	3.67	3.12	3.25	3.16
Giffjar Vanilj	1.51	1.53	1.31	1.34	1.31
Gott Gräddat	3.66	3.70	3.24	3.31	3.21
Guld Korn	3.24	3.21	2.97	2.55	2.50
Hamburgerbröd 6-pack	1.03	1.04	0.89	0.88	0.96
Hamburgerbröd 8-pack	1.22	1.20	1.06	1.18	1.42
Hönökaka 4-pack	2.43	2.42	2.16	2.13	2.02
Hönökaka 6-pack	2.25	2.28	2.08	6.38	1.94
Jättefranska	4.41	4.32	4.13	3.34	3.10
Kärnsund	1.65	1.63	1.50	1.50	1.49
Kavring	1.72	1.73	1.48	1.47	1.43
Kneipp	1.82	1.83	1.57	1.60	1.48
Korvbröd 12-pack	1.04	1.01	0.85	0.83	0.88
Korvbröd 8-pack	1.51	1.50	1.27	1.33	1.46
Längtan	2.33	2.35	2.22	2.14	1.90
Lantgoda	1.63	1.64	1.42	1.44	1.41
Lingongrova	9.27	9.17	8.06	6.87	6.59
Lingongrova Favorit	1.78	1.78	1.59	1.57	1.66
Lingongrova Special	2.61	2.56	2.36	2.11	1.92
Pågenlimpa	4.05	4.11	3.33	3.38	3.15
Rågbröd	1.88	1.92	1.58	1.63	1.44
Rågklämmor	1.32	1.32	1.26	1.24	1.17
Rasker	2.76	2.72	2.52	2.30	2.20
Roast'n Toast	4.69	4.60	3.49	3.19	3.01
Rosta	3.14	3.09	2.21	2.26	2.53
Veckans Toast	2.56	2.47	2.26	2.26	2.19
Total smäsäljare	1.83	1.83	1.60	1.59	1.62
Total storsäljare	4.50	4.46	3.85	3.80	3.36
Total	2.46	2.45	2.13	2.11	2.03

Tabell 29, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Extra med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	1.22	1.21	1.13	1.04	0.99
Äntligen Toast	1.18	1.20	1.04	1.05	1.03
Äntligen Vitt Mjukbröd	1.28	1.26	1.16	1.17	1.11
Dinkeklämmor	1.01	0.99	0.88	0.88	0.87
Energi Pågen Osötad	1.37	1.36	1.19	1.19	1.14
Fina	1.47	1.46	1.30	1.32	1.28
Fröjd	0.77	0.77	0.71	0.75	1.16
Fullkornsbröd	0.87	0.87	0.75	0.77	0.74
Giffjar Choko	0.73	0.73	0.67	0.77	1.08
Giffjar Kanel	2.64	2.62	2.30	2.37	2.31
Giffjar Vanilj	1.24	1.23	1.14	1.14	1.12
Gott Gräddat	1.88	1.88	1.60	1.65	1.61
Guldorn	1.59	1.57	1.44	1.46	1.33
Hamburgerbröd 6-pack	0.97	0.94	0.84	0.84	0.97
Hamburgerbröd 8-pack	0.61	0.62	0.57	0.60	0.61
Hönökaka 4-pack	1.55	1.57	1.35	1.37	1.25
Hönökaka 6-pack	1.22	1.24	1.10	1.13	1.00
Jättefranska	1.53	1.50	1.31	1.35	1.28
Kärnsund	1.15	1.17	1.04	1.09	1.02
Kavring	1.25	1.22	1.10	1.11	1.08
Kneipp	1.18	1.18	1.06	1.06	1.05
Korvbröd 12-pack	0.73	0.74	0.67	0.67	0.64
Korvbröd 8-pack	0.87	0.87	0.77	0.84	1.08
Längtan	1.45	1.43	1.21	1.21	1.19
Lantgoda	1.27	1.29	1.12	1.14	1.12
Lingongrova	4.32	4.28	3.89	3.47	3.40
Lingongrova Favorit	1.27	1.26	1.15	1.19	1.16
Lingongrova Special	1.70	1.67	1.50	1.53	1.44
Pågenlimpa	1.74	1.73	1.56	1.54	1.42
Rågbröd	1.17	1.21	1.10	1.11	1.03
Rågklämmor	0.73	0.71	0.66	0.68	0.60
Rasker	1.34	1.32	1.18	1.18	1.11
Roast'n Toast	1.96	1.90	1.60	1.62	1.57
Rosta	1.44	1.40	1.11	1.13	1.08
Veckans Toast	1.88	1.92	1.71	1.73	1.80
Total smäsäljare	1.19	1.19	1.06	1.07	1.07
Total storsäljare	2.17	2.15	1.90	1.87	1.80
Total	1.43	1.43	1.27	1.27	1.25

Tabell 30, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Konsum med kampanjer

	GM	EU	SA	SX	NN
Äntligen Subs	0.84	0.84	0.79	0.81	0.75
Äntligen Toast	0.97	0.98	0.87	0.91	0.84
Äntligen Vitt Mjukbröd	0.98	0.95	0.90	0.89	0.80
Dinkeklämmor	0.80	0.80	0.72	0.82	0.84
Energi Pågen Osötad	1.00	1.00	0.87	0.88	0.85
Fina	0.88	0.89	0.79	0.80	0.80
Fröjd	0.55	0.56	0.56	0.59	0.62
Fullkornsbröd	0.56	0.56	0.53	0.54	0.52
Gifflar Choko	0.82	0.80	0.79	1.19	1.00
Gifflar Kanel	2.26	2.19	1.90	1.95	1.87
Gifflar Vanilj	0.83	0.82	0.72	0.76	0.79
Gott Gräddat	1.48	1.44	1.26	1.21	1.16
Guldorn	1.25	1.22	1.11	1.10	1.05
Hamburgerbröd 8-pack	0.61	0.59	0.56	0.60	0.80
Hönökaka 4-pack	1.43	1.45	1.22	1.24	1.12
Jättefranska	1.05	1.07	0.96	0.99	1.07
Kärnsund	0.90	0.89	0.81	0.81	0.79
Kavring	0.59	0.58	0.56	0.60	0.54
Kneipp	1.00	1.02	0.93	0.96	0.92
Korvbröd 8-pack	0.81	0.80	0.70	0.73	0.87
Längtan	1.02	1.02	0.90	0.91	0.87
Lantgoda	1.04	1.06	0.93	0.94	0.91
Lingongrova	2.71	2.71	2.32	2.41	2.22
Lingongrova Favorit	0.94	0.94	0.84	0.83	0.94
Lingongrova Special	1.10	1.06	0.94	0.94	0.92
Pågenlimpa	1.21	1.18	1.11	1.09	0.96
Rågbröd	0.76	0.76	0.77	0.79	0.69
Rågklämmor	0.55	0.56	0.53	0.54	0.63
Rasker	0.84	0.83	0.74	0.77	0.76
Roast'n Toast	1.39	1.36	1.19	1.22	1.14
Rosta	1.23	1.30	1.02	1.03	0.96
Veckans Toast	1.18	1.19	1.06	1.12	1.04
Total småsäljare	0.92	0.92	0.83	0.86	0.83
Total storsäljare	1.61	1.59	1.39	1.41	1.34
Total	1.11	1.10	0.98	1.01	0.97

Tabell 31, Prognosfel (MAD) i antalet bröd för Nära med kampanjer

10.5 Appendix 5: Simuleringsresultat utan kampanjer

Alla butiker utan kampanj

	GM		EU	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.12	0.18	0.14	0.11
Äntligen Toast	0.12	0.12	0.11	0.12
Äntligen Vitt	0.10	0.12	0.10	0.10
Dinkeklämmor	0.15	0.24	0.20	0.14
Energi Pågen Osötad	0.10	0.12	0.10	0.10
Fina	0.10	0.13	0.11	0.10
Fröjd	0.14	0.24	0.21	0.13
Fullkornsbröd	0.15	0.22	0.21	0.15
Gifflar Choko	0.05	0.12	0.10	0.05
Gifflar Kanel	0.02	0.03	0.03	0.02
Gifflar Vanilj	0.14	0.32	0.29	0.13
Gott Gräddat	0.08	0.06	0.06	0.07
Guldkorn	0.11	0.15	0.12	0.11
Hamburgerbröd 6-	0.14	0.24	0.21	0.13
Hamburgerbröd 8-	0.15	0.24	0.21	0.14
Hönökaka 4-pack	0.14	0.13	0.11	0.13
Hönökaka 6-pack	0.10	0.05	0.05	0.10
Jättefranska	0.09	0.08	0.07	0.09
Kärnsund	0.11	0.15	0.12	0.10
Kavring	0.14	0.22	0.19	0.14
Kneipp	0.10	0.14	0.12	0.10
Korvbröd 12-pack	0.15	0.34	0.30	0.15
Korvbröd 8-pack	0.15	0.27	0.23	0.14
Längtan	0.11	0.11	0.09	0.10
Lantgoda	0.12	0.14	0.13	0.11
Lingongrova	0.07	0.05	0.04	0.07
Lingongrova Favorit	0.12	0.16	0.14	0.11
Lingongrova Special	0.12	0.15	0.13	0.11
Pågenlimpa	0.08	0.07	0.06	0.07
Rågbröd	0.13	0.21	0.18	0.13
Rågklämmor	0.16	0.26	0.25	0.14
Rasker	0.10	0.13	0.11	0.09
Roast'n Toast	0.09	0.08	0.06	0.09
Rosta	0.13	0.11	0.10	0.12
Veckans Toast	0.09	0.12	0.10	0.09
Total	0,096	0,116	0,092	0,113

	SA		SX	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.11	0.16	0.10	0.15
Äntligen Toast	0.09	0.12	0.08	0.11
Äntligen Vitt	0.08	0.10	0.08	0.11
Dinkeklämmor	0.12	0.23	0.12	0.23
Energi Pågen Osötad	0.08	0.10	0.08	0.10
Fina	0.09	0.13	0.08	0.12
Fröjd	0.13	0.23	0.13	0.22
Fullkornsbröd	0.12	0.21	0.12	0.21
Gifflar Choko	0.06	0.11	0.06	0.11
Gifflar Kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Gifflar Vanilj	0.11	0.31	0.11	0.30
Gott Gräddat	0.06	0.06	0.05	0.06
Guldorn	0.10	0.13	0.09	0.13
Hamburgerbröd 6-	0.12	0.22	0.12	0.22
Hamburgerbröd 8-	0.13	0.22	0.12	0.22
Hönökaka 4-pack	0.11	0.12	0.10	0.12
Hönökaka 6-pack	0.04	0.05	0.04	0.05
Jättefranska	0.07	0.08	0.06	0.08
Kärnsund	0.09	0.14	0.09	0.13
Kavring	0.12	0.20	0.12	0.20
Kneipp	0.08	0.13	0.08	0.12
Korvbröd 12-pack	0.13	0.32	0.13	0.31
Korvbröd 8-pack	0.12	0.24	0.12	0.23
Längtan	0.08	0.10	0.08	0.10
Lantgoda	0.09	0.14	0.09	0.13
Lingongrova	0.06	0.05	0.04	0.05
Lingongrova Favorit	0.10	0.15	0.10	0.14
Lingongrova Special	0.10	0.14	0.09	0.13
Pågenlimpa	0.06	0.07	0.05	0.06
Rågbröd	0.12	0.19	0.11	0.19
Rågklämmor	0.13	0.26	0.13	0.26
Rasker	0.09	0.12	0.08	0.11
Roast'n Toast	0.06	0.07	0.05	0.07
Rosta	0.08	0.10	0.08	0.10
Veckans Toast	0.08	0.11	0.08	0.10
Total	0,076	0,108	0,070	0,105

	NN		BP	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.09	0.15	0.09	0.14
Äntligen Toast	0.07	0.12	0.08	0.11
Äntligen Vitt	0.07	0.10	0.07	0.10
Dinkeklämmor	0.12	0.21	0.12	0.20
Energi Pågen Osötad	0.07	0.10	0.07	0.10
Fina	0.08	0.13	0.08	0.11
Fröjd	0.12	0.23	0.12	0.21
Fullkornsbröd	0.10	0.21	0.11	0.21
Gifflar Choko	0.08	0.12	0.05	0.10
Gifflar Kanel	0.03	0.03	0.02	0.03
Gifflar Vanilj	0.11	0.30	0.11	0.29
Gott Gräddat	0.04	0.06	0.04	0.06
Guldorn	0.08	0.12	0.08	0.12
Hamburgerbröd 6-	0.11	0.23	0.11	0.21
Hamburgerbröd 8-	0.12	0.22	0.12	0.21
Hönökaka 4-pack	0.08	0.12	0.09	0.11
Hönökaka 6-pack	0.04	0.05	0.04	0.05
Jättefranska	0.06	0.08	0.06	0.07
Kärnsund	0.08	0.13	0.08	0.12
Kavring	0.10	0.20	0.10	0.19
Kneipp	0.08	0.13	0.08	0.12
Korvbröd 12-pack	0.12	0.32	0.13	0.30
Korvbröd 8-pack	0.11	0.24	0.12	0.23
Längtan	0.07	0.09	0.07	0.09
Lantgoda	0.08	0.14	0.08	0.13
Lingongrova	0.04	0.05	0.04	0.04
Lingongrova Favorit	0.09	0.15	0.09	0.14
Lingongrova Special	0.08	0.13	0.09	0.13
Pågenlimpa	0.05	0.07	0.05	0.06
Rågbröd	0.10	0.18	0.10	0.18
Rågklämmor	0.12	0.25	0.11	0.25
Rasker	0.08	0.11	0.08	0.11
Roast'n Toast	0.05	0.06	0.05	0.06
Rosta	0.07	0.10	0.07	0.10
Veckans Toast	0.07	0.11	0.07	0.10
Total	0,065	0,105	0,065	0,100

10.6 Simuleringsresultat med kampanjer

Alla butiker med kampanj

	GM		EU	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.13	0.18	0.13	0.18
Äntligen Toast	0.12	0.13	0.11	0.13
Äntligen Vitt Mjukbröd	0.10	0.13	0.10	0.12
Dinkeklämmor	0.15	0.23	0.14	0.24
Energi Pågen Osötad	0.10	0.12	0.10	0.11
Fina	0.11	0.12	0.10	0.12
Fröjd	0.16	0.24	0.15	0.23
Fullkornsbröd	0.15	0.22	0.14	0.22
Gifflar Choko	0.05	0.12	0.05	0.11
Gifflar Kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Gifflar Vanilj	0.14	0.32	0.12	0.32
Gott Gräddat	0.09	0.08	0.08	0.08
Guldkorn	0.14	0.16	0.14	0.15
Hamburgerbröd 6-pack	0.14	0.24	0.13	0.23
Hamburgerbröd 8-pack	0.15	0.24	0.15	0.23
Hönökaka 4-pack	0.16	0.15	0.15	0.15
Hönökaka 6-pack	0.10	0.05	0.10	0.05
Jättefranska	0.10	0.09	0.10	0.09
Kärnsund	0.11	0.15	0.10	0.15
Kavring	0.14	0.22	0.14	0.22
Kneipp	0.11	0.14	0.10	0.14
Korvbröd 12-pack	0.15	0.34	0.15	0.32
Korvbröd 8-pack	0.15	0.27	0.14	0.26
Längtan	0.10	0.12	0.10	0.11
Lantgoda	0.12	0.14	0.11	0.15
Lingongrova	0.09	0.08	0.09	0.08
Lingongrova Favorit	0.12	0.16	0.12	0.15
Lingongrova Special	0.14	0.15	0.13	0.15
Pågenlimpa	0.08	0.08	0.08	0.08
Rågbröd	0.14	0.21	0.13	0.20
Råglämmor	0.16	0.26	0.15	0.26
Rasker	0.12	0.13	0.11	0.12
Roast'n Toast	0.11	0.09	0.11	0.09
Rosta	0.13	0.11	0.12	0.11
Veckans Toast	0.10	0.11	0.10	0.11
Total	0,129	0,149	0,125	0,144

	SA		SX	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.12	0.17	0.11	0.15
Äntligen Toast	0.09	0.12	0.08	0.12
Äntligen Vitt	0.08	0.11	0.08	0.11
Dinkeklämmor	0.13	0.22	0.12	0.23
Energi Pågen Osötad	0.08	0.10	0.08	0.10
Fina	0.09	0.13	0.08	0.12
Fröjd	0.14	0.22	0.13	0.21
Fullkornsbröd	0.12	0.22	0.12	0.21
Gifflar Choko	0.07	0.11	0.07	0.11
Gifflar Kanel	0.02	0.03	0.02	0.03
Gifflar Vanilj	0.11	0.31	0.10	0.31
Gott Gräddat	0.07	0.07	0.06	0.06
Guldkorn	0.12	0.15	0.10	0.14
Hamburgerbröd 6-	0.12	0.23	0.12	0.21
Hamburgerbröd 8-	0.13	0.22	0.13	0.21
Hönökaka 4-pack	0.12	0.13	0.11	0.13
Hönökaka 6-pack	0.04	0.06	0.04	0.06
Jättefranska	0.09	0.08	0.06	0.08
Kärnsund	0.09	0.13	0.08	0.14
Kavring	0.12	0.20	0.12	0.19
Kneipp	0.09	0.13	0.09	0.12
Korvbröd 12-pack	0.13	0.32	0.13	0.30
Korvbröd 8-pack	0.12	0.24	0.12	0.23
Längtan	0.08	0.10	0.08	0.09
Lantgoda	0.09	0.13	0.09	0.13
Lingongrova	0.07	0.08	0.05	0.07
Lingongrova Favorit	0.11	0.14	0.09	0.15
Lingongrova Special	0.11	0.14	0.10	0.14
Pågenlimpa	0.06	0.07	0.06	0.07
Rågbröd	0.12	0.19	0.11	0.19
Rågklämmor	0.14	0.25	0.13	0.26
Rasker	0.10	0.13	0.08	0.12
Roast'n Toast	0.08	0.08	0.06	0.07
Rosta	0.08	0.10	0.08	0.10
Veckans Toast	0.08	0.10	0.08	0.11
Total	0,104	0,137	0,091	0,131

	NN		BP	
	Returer	Missad f.	Returer	Missad f.
Äntligen Subs	0.10	0.15	0.09	0.14
Äntligen Toast	0.08	0.11	0.08	0.11
Äntligen Vitt	0.07	0.11	0.07	0.10
Dinkeklämmor	0.11	0.22	0.12	0.20
Energi Pågen Osötad	0.07	0.10	0.07	0.10
Fina	0.07	0.12	0.08	0.11
Fröjd	0.13	0.21	0.12	0.21
Fullkornsbröd	0.10	0.21	0.11	0.20
Gifflar Choko	0.07	0.12	0.05	0.10
Gifflar Kanel	0.03	0.03	0.02	0.03
Gifflar Vanilj	0.11	0.30	0.11	0.29
Gott Gräddat	0.05	0.06	0.04	0.06
Guldkorn	0.10	0.14	0.08	0.12
Hamburgerbröd 6-	0.11	0.23	0.11	0.21
Hamburgerbröd 8-	0.13	0.21	0.12	0.21
Hönökaka 4-pack	0.10	0.13	0.09	0.11
Hönökaka 6-pack	0.03	0.05	0.03	0.05
Jättefranska	0.06	0.08	0.06	0.07
Kärnsund	0.08	0.13	0.08	0.12
Kavring	0.10	0.20	0.10	0.19
Kneipp	0.08	0.12	0.08	0.12
Korvbröd 12-pack	0.12	0.33	0.12	0.30
Korvbröd 8-pack	0.12	0.24	0.12	0.23
Längtan	0.07	0.09	0.07	0.09
Lantgoda	0.08	0.13	0.08	0.13
Lingongrova	0.05	0.06	0.04	0.04
Lingongrova Favorit	0.09	0.15	0.09	0.14
Lingongrova Special	0.08	0.14	0.09	0.13
Pågenlimpa	0.06	0.07	0.05	0.06
Rågbröd	0.09	0.18	0.10	0.18
Rågklämmor	0.12	0.25	0.11	0.25
Rasker	0.08	0.12	0.08	0.11
Roast'n Toast	0.05	0.07	0.05	0.06
Rosta	0.07	0.10	0.07	0.09
Veckans Toast	0.07	0.11	0.08	0.10
Total	0,084	0,129	0,084	0,125

10.7 Brödens maximala liggtid i butik

Äntligen Subs	3 dagar
Äntligen Toast	3 dagar
Äntligen Vitt Mjukbröd	3 dagar
Dinkeklämmor	3 dagar
Energi Pågen Osötad	3 dagar
Fina	3 dagar
Fröjd	3 dagar
Fullkornsbröd	3 dagar
Gifflar Choko	5 dagar
Gifflar Kanel	5 dagar
Gifflar Vanilj	5 dagar
Gott Gräddat	3 dagar
Guldkorn	3 dagar
Hamburgerbröd 6-pack	3 dagar
Hamburgerbröd 8-pack	3 dagar
Hönökaka 4-pack	3 dagar
Hönökaka 6-pack	3 dagar
Jättefranska	3 dagar
Kärnsund	3 dagar
Kavring	3 dagar
Kneipp	3 dagar
Korvbröd 12-pack	3 dagar
Korvbröd 8-pack	3 dagar
Längtan	3 dagar
Lantgoda	3 dagar
Lingongrova	3 dagar
Lingongrova Favorit	3 dagar
Lingongrova Special	3 dagar
Pågenlimpa	3 dagar
Rågbröd	3 dagar
Rågklämmor	3 dagar
Rasker	3 dagar
Roast'n Toast	3 dagar
Rosta	3 dagar
Veckans Toast	3 dagar