



Norges miljø- og
biovitenskapelige
universitet

Masteroppgave 2023 30 stp
Handelshøyskolen

Kortsiktige etterspørselsprognoser for nettbutikk AlfaCare AS

Vegar Aspang | Mathias Isaksen Svalastog
Master i økonomi og administrasjon | Master i innovasjon og entreprenørskap

Forord

Denne oppgaven markerer slutten på et femårig studieforløp og mastergrad innen økonomi og administrasjon og innovasjon og entreprenørskap ved Norges miljø- og biovitenskaplige universitet. Det har vært en krevende og lærerik prosess, som har gitt oss et godt faglig fundament ut i arbeidslivet.

Vi ønsker å rette en stor takk til vår veileder Daumantas Bloznelis for enestående veiledning og solid kunnskap innen fagområdet, og at døren i Tårn 3. etasje alltid har vært åpen for faglige diskusjoner. Vi ønsker videre å takke Torkild Haugan fra AlfaCare for å alltid være tilgjengelig og for gode bidrag underveis i prosessen. Vi vil også uttrykke vår takknemmelighet for viktig støtte fra venner og familie.

Sammendrag

Bedrifter som operer innen segmentet detalj- og grossisthandel er utsatt for stor konkurranse. Evnen til å levere produkter til rett tid og i riktige kvanta er avgjørende for at bedrifter skal kunne opprettholde konkurransedyktigheten. Etterspørselsprognoser har i lengre tid blitt benyttet som et verktøy for å forsøke å redusere usikkerheten knyttet til fremtidig etterspørsel. Tidligere forskning viser til utfordringer knyttet til prognosefeil i form av eksempelvis økte lagerkostnader, tapte salg og risikoen for tap av markedsandeler. Det finnes mange metoder for etterspørselsprognostisering som er testet og forsøkt forbedret i litteraturen. Likevel finnes det relativt lite arbeid knyttet til den økonomiske påvirkningen etterspørselsprognoser har for en bedrift. I denne oppgaven benyttes statistiske etterspørselsprognoser som er egnet for «lumpy» etterspørselsmønstre som et verktøy, med det formål å predikere fremtidig etterspørsel for AlfaCare AS. Tidshorisonten for prediksjonene er 6 uker frem i tid, på bakgrunn av at dette er dagens praksis i AlfaCare. Datagrunnlaget består av salgshistorikk hentet fra AlfaCare sitt ERP-system for årene 2020 til og med 2022, hvorav de to første årene benyttes for å trene modellene, mens det siste året benyttes som testdata. Et utvalg av de realistiske modellene oppnår lavere verdier for RMSE og MSE, sammenlignet med dagens praksis i AlfaCare. Til tross for dette er forskjellene i resultatene marginale. Modellen med lavest verdi gitt RMSE ligger nære modellen med høyest verdier gitt RMSE. Resultatene fra hypotesetester viser at de realistiske modellene ikke har forskjeller i forventet tap i prognosene, sammenlignet med dagens praksis i AlfaCare. På bakgrunn av dette kan det ikke konkluderes med at egnede metoder evner å redusere feilmarginer i prognosene for AlfaCare. Videre i oppgaven blir det utarbeidet en forenklet kostnadsfunksjon som har som formål å evaluere de statistiske modellene basert på den økonomiske påvirkningen disse har for den aktuelle bedriften. Basert på den økonomiske påvirkningen kommer det frem forskjeller i hvor godt prognosene presterer. Fra et bedriftsperspektiv er likevel forskjellene i kostnad marginale, og det anses derfor som lite sannsynlig at implementering av nye løsninger vil forsvare de økte kostnadene dette medfører.

Abstract

Businesses operating within the retail and wholesale segment are exposed to intense competition. The ability to deliver products on time and in the right quantities is crucial for companies to maintain competitiveness. Demand forecasting has long been used as a tool to try to reduce uncertainty related to future demand. Previous research points to challenges associated with forecasting errors, such as increased inventory costs, lost sales, and the risk of losing market shares. There are many methods of demand forecasting that have been tested and improved in the literature. However, relatively little work has been done on the economic impact of demand forecasting for businesses. In this thesis, statistical demand forecasts suitable for lumpy demand patterns are used as a tool to predict future demand for AlfaCare AS. The time horizon for the predictions is 6 weeks ahead, based on current practice at AlfaCare. The data set consists of sales history from Alfa Care's ERP-system for the years 2020 to 2022, with the first two years used to train the models and the last year used as test data. A selection of the realistic models achieves lower values for RMSE and MSE compared to current practices in AlfaCare. Despite this, the differences in results are marginal. The model with the lowest RMSE value is close to the model with the highest RMSE value. The results from hypothesis testing show that the realistic models do not have differences in expected loss in the forecasts compared to current practices in AlfaCare. Based on this, it cannot be concluded that suitable methods are able to reduce the margins of error in the forecasts for AlfaCare. Furthermore, a simplified cost function is also developed in this thesis, which aims to evaluate the statistical models based on the economic impact they have for the company. Based on the economic impact, there are differences in how well the forecasts perform. From a company perspective, however, the differences in cost are marginal. It is therefore considered unlikely that the implementation of new solutions will justify the increased costs this entails.

Innholdsfortegnelse

1 Introduksjon.....	1
1.1 Bakgrunn	2
1.2 Formål	3
1.3 Oversikt	3
2 Bedriftssammenheng og forskningsspørsmål.....	4
2.1 Bedriftssammenheng	4
2.1.1 Nåværende Prosess	4
2.2 Forskningsspørsmål.....	5
3 Teori og tidligere forskning	6
3.1 Hvorfor etterspørselsprognoser?	6
3.2 Etterspørselsklassifiseringer	7
3.3 Statistiske metoder for etterspørselsprognoser	8
3.5 Error metrics.....	12
3.6 Diebold-Mariano test (DM).....	15
3.7 Økonomiske aspekter ved etterspørselsprognoser.....	17
4 Metode - data.....	20
4.1 Datagrunnlag	20
4.1.1 Salgsrapporter.....	20
4.1.2 Volumtabell.....	21
4.2 Preprosessering av data	22
4.2.1 Sammenstilling av salgsrapporter.....	22
4.2.2 Valg av produkter	23
4.2.3 Endelig volumtabell.....	24
4.2.4 Konstruksjon av tidsserie	25
5 Metode – etterspørselsprognoser og kostnadsfunksjon	26
5.1 Oppdeling av tidsserien	26
5.2 ACM - benchmark	27
5.3 Klassifisering av data	27
5.4 Valg og fremstilling av statistiske metoder.....	28
5.5 Utjevningskonstanter og optimalisering.....	29
5.6 Forhåndsutvalgte modeller	30
5.7 EM og prestasjonsmål	31
5.8 Kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning	32
5.8.1 Grunnlaget for kostnadsfunksjon	32

5.8.2	Konstruksjon og fremstilling av kostnadsfunksjon	33
5.8.3	Evaluering av kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning	35
6	Resultater	36
6.1	Benchmark og utregninger av EM for ACM	36
6.2	EM utregninger for forhåndsutvalgte modeller	36
6.3	Utregninger av EM med kombinasjon av ulike utjevningskonstanter for ikke-realistiske modeller	37
6.4	Visualisering av MSE for kombinasjoner av utjevningskonstanter – ikke-realistiske modeller .	38
6.5	Modellsammenligninger – realistiske prognoser	38
6.6	Hypotesetesting	39
6.7	Kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning	40
6.8	Visualisering av kostnadsfunksjonen og økonomisk påvirkning	42
6.9	Modellsammenligninger – økonomisk påvirkning	43
7	Diskusjon	44
7.1	Hovedfunn	44
7.2	Begrensninger og usikkerhet	45
7.3	Ekstern validitet	46
7.4	Videre forskning	47
8	Konklusjon og anbefalinger	48
8.1	Konklusjon	48
8.2	Anbefalinger	49
9	Litteraturliste	50
	Vedlegg	55

Tabelloversikt

Tabell 1: Salgsrapport uke 1 i 2021	21
Tabell 2: Volumtabell.....	21
Tabell 3: Sammenstilling av salgsrapporter.....	23
Tabell 4: Endelig volumtabell	24
Tabell 5: Endelig tidsserie	25
Tabell 6: Forhåndsutvalgte modeller for Croston, SBA, TSB og SES	31
Tabell 7: Resultater for EM med ACM	36
Tabell 8: Resultater for EM for forhåndsutvalgte modeller	37
Tabell 9: MSE, RMSE og ME utregninger ved kombinasjoner av utjevningskonstanter (ikke-realistiske modeller)	37
Tabell 10: Resultater fra hypotesetester (DM)	40
Tabell 11: Resultater for modellsammenligninger basert på kostnad i kroner	43

Figuroversikt

Figur 1: AlfaCare sin metode (ACM).....	4
Figur 2: Eterspørselsklassifiseringer (Rozanec et al., 2021)	7
Figur 3: Notasjon for utregning av Croston, SBA, TSB og SES (Babai et al., 2019)	9
Figur 4: Utregning av Croston (Babai et al., 2019).....	9
Figur 5: Utregning av SBA (Babai et al., 2019)	10
Figur 6: Utregning av TSB (Babai et al., 2019)	11
Figur 7: Utregning av SES (Babai et al., 2019).....	12
Figur 8: Egenskaper ved ulike EM (Martin et al., 2020).....	13
Figur 9: Utregning av MSE (Shcherbakov et al., 2013).....	14
Figur 10: Utregning av RMSE (Shcherbakov et al., 2013)	14
Figur 11: Utregning av ME (NC State University, 2011).....	15
Figur 12: Utregning av prognosefeil til DM test (Diebold & Mariano, 1995).....	16
Figur 13: Utregning av forventet tapsdifferensial (Diebold & Mariano, 1995)	16
Figur 14: H0 og H1, DM test (Diebold & Mariano, 1995)	16
Figur 15: DM statistikken (Chen et al., 2014).....	17
Figur 16: CFE – kostnadsfunksjon (Catt, 2007).....	18
Figur 17: Rolling window	27
Figur 18: Eterspørselsklassifisering for 449 utvalgte produkter	28
Figur 19: Eterspørselsprognose for Croston, SBA, TSB og SES for ulike ProduktID	29
Figur 20: Utregning av kostnadsfunksjon med notasjoner.....	34
Figur 21: Kostnadsfunksjon for ProduktID 926.....	35
Figur 22: Linjediagram – MSE-verdier for kombinasjoner av utjevningskonstanter for Croston, SBA, TSB og SES (ikke-realistiske).....	38
Figur 23: Resultater fra modellsammenligninger.....	39
Figur 24: Heatmap – total gjennomsnittlig ukentlig kostnad	41
Figur 25: Heatmap – gjennomsnittlig kostnad for over- og underprognostisering.....	42
Figur 26: Gjennomsnittlig ukentlig kostnad for kombinasjoner av utjevningskonstanter for Croston, SBA, TSB og SES	43

Begrepsliste

Croston	Croston's method
SBA	Syntetos and Boylan approximation
TSB	Teunter, Syntetos and Boylan
SES	Simple exponential smoothing
ACM	AlfaCare AS metode for etterspørselsprognoser
EM	Error metrics
ERP	Enterprise resource planning (Ressursplanleggingssystem)
ADI	Average demand interval
CV ²	Square of the Coefficient of Variation
α	Alfa
β	Beta
CFE	Cost of forecast error
RW	Rolling window
DM	Diebold-Mariano test
Smooth	Små verdier for gjennomsnittlige intervaller med null-observasjoner (ADI) og lav variasjon i mengde etterspurt (CV ²)
Erratic	Små verdier for gjennomsnittlige intervaller med null-observasjoner (ADI) og høy variasjon i mengde etterspurt (CV ²)
Intermittent	Store verdier for gjennomsnittlige intervaller med null-observasjoner (ADI) og lav variasjon i mengde etterspurt (CV ²)
Lumpy	Store verdier for gjennomsnittlige intervaller med null-observasjoner (ADI) og høy variasjon i mengde etterspurt (CV ²)

1 Introduksjon

Ulike metoder for etterspørselsprognoser er allerede godt etablert og utbredt i bedrifter som opererer innen segmentet detalj- og grossisthandel. Lagerstyring med tanke på kjøp og videre salg av produkter er likevel en vedvarende utfordring når det kommer til å fylle kunders behov på rett tid og med riktig antall produkter.

Konsekvensene av feil i dette arbeidet kan være økte kostnader knyttet til lager, arbeidskraft og ukurante produkter ved innkjøp av for store produktpartier. På den andre siden vil innkjøp av for små produktpartier kunne resultere i tapte salg, dårligere servicegrad ut til kunder og i ytterste konsekvens tap av markedsandeler. På bakgrunn av dette vil etterspørselsprognoser man benytter kunne ha stort potensiale for både kortsiktige og langsiktige kostnadsbesparelser.

Over de siste tiårene har det blitt lagt ned stor innsats i utvikling og forbedring av etterspørselsprognoser, og man har ifølge Fisher & Raman (2018) sett et skifte i detaljhandelen fra intuisjonsbasert til data-basert beslutningstaking, som er noe bedrifter kan kapitalisere på. Fremveksten av ny teknologi har gjort det mulig å innhente stadig mer detaljerte og komplekse datagrunnlag.

Bedrifter benytter i dag flere ulike digitale verktøy for å holde oversikt over salgsdata og kunders adferd. Disse verktøyene sørger for muligheten til å lagre og analysere historiske salgsdata som igjen kan benyttes i ulike metoder for etterspørselsprognoser. Ved prediksjon av fremtidig etterspørsel kan statistiske etterspørselsprognoser benyttes for å si noe om hva fremtidig etterspørsel vil være.

Denne oppgaven er en case-studie i samarbeid med bedriften AlfaCare AS, hvor det benyttes salgsdata hentet fra bedriftens ERP-system for salgsårene 2020, til og med 2022. Salgsdataene benyttes for gjennomføring av etterspørselsprognoser med statistiske metoder. På bakgrunn av dataene utarbeides det videre en kostnadsfunksjon som har som formål å evaluere de statistiske etterspørselsprognosene med tanke på effekten disse har på bedriftens kostnadsbilde.

1.1 Bakgrunn

Detaljhandelen har gjennomgått et enormt skifte fra kun fysiske lokasjoner til bedrifter som opererer med både fysiske lokasjoner og netthandel, samt bedrifter som kun bedriver netthandel. Netthandelen har gitt bedrifter tilgang til langt mer informasjon om kunders preferanser og vaner, og samtidig muligheten til å reagere på endringer i disse raskere. Muligheten til å betjene kunder på nye måter har ifølge Seaman (2018) ført til at det er behov for å se kjerneprosessene i detaljhandel, og hvordan datavitenskap kan støtte opp rundt dette i et nytt lys. Forfatteren påpeker videre hvordan etterspørselsprognoser er en viktig komponent når det kommer til kjerneprosesser i detaljhandelen som prising og lagerstyring.

Evnen til å forutse fremtidig etterspørsel er en vedvarende utfordring for mange bedrifter. Hva som etterspørres og i hvilke mengder, påvirkes av mange faktorer. Etterspørselen kan påvirkes av alt fra prisen på produktene og markedsføringen som er gjennomført, til den generelle tilstanden av økonomien i samfunnet. Dette medfører at det er vanskelig å ta høyde for alle variabler når man skal forsøke å si noe om fremtidig etterspørsel.

Det er usannsynlig at en etterspørselsprognose vil prestere med 100% korrekthet. Det er likevel mulig å fatte tiltak som kan forbedre ledetid, spare kostnader, forbedre den operasjonelle effektiviteten og sørge for mer tilfredse kunder. Etterspørselsprognoser kan redusere ulike risikoer, og bidra til et bedre beslutningsgrunnlag rundt finansielle beslutninger. Dette kan gi positive ringvirkninger for profittmarginen, hvor og når ressurser bør allokeres og de totale kostnadene.

Den teknologiske utviklingen har gjort lagring av store mengder data mulig og samtidig økt tilgjengeligheten av etterspørselsprognoser. I følge Almeida & Veiga (2022) spiller etterspørselsprognoser av tidsserier en kritisk rolle i detaljhandelen, grunnet mulighetene til å hjelpe beslutningstagere når det kommer til strategisk planlegging og imøtekommelsen av etterspørsel.

1.2 Formål

AlfaCare AS benytter i dag en simpel metode for etterspørselsprognoser som baserer seg på gjennomsnittet av solgte produkter fra de to foregående driftsårene. Metoden AlfaCare benytter resulterer i prognosefeil som leder til at ansatte i bedriften må overstyre antall produkter til innkjøp manuelt. Ved å benytte egnede metoder for etterspørselsprognoser vil AlfaCare kunne ha potensial for kostnadsbesparelser.

Formålet med oppgaven er derfor å benytte statistiske metoder for etterspørselsprognoser med mål om en lavere feilmargin i prognosene. Dette ved å benytte etablerte statistiske metoder egnet for «lumpy» etterspørselsmønstre. Videre vil det utarbeides en kostnadsfunksjon som har som formål å evaluere metodene basert på den økonomiske effekten de har for bedriften.

1.3 Oversikt

Masteroppgaven består av åtte kapitler. Oppgaven innledes med kapittel én som utgjør introduksjonen og kapittel to som inneholder bedriftssammenheng og forskningsspørsmål. Det tredje kapittelet inneholder teori og tidligere forskning. I kapittel fire presenteres metode for data, og i kapittel fem metode for etterspørselsprognoser og kostnadsfunksjon. Resultater presenteres i kapittel seks og danner grunnlaget for diskusjon i kapittel sju. Kapittel åtte utgjør konklusjon.

2 Bedriftssammenheng og forskningsspørsmål

Herunder beskrives bedriftssammenhengen for oppgaven og hvordan AlfaCare AS i dag benytter etterspørselsprognoser. Videre blir problemer som adresseres beskrevet.

Avslutningsvis presenteres forskningsspørsmålene.

2.1 Bedriftssammenheng

AlfaCare AS opererer innen segmentet detalj- og grossisthandel, hovedsakelig gjennom netthandel. Bedriften tilbyr produkter til forebygging og lindring av muskel- og leddplager, idrettsskader og velvære. Kundegruppen består av fysikalske institutt, sykehus, institusjoner, toppidrettsutøvere, ulike arbeidsplasser og privatpersoner. Forretningsmodellen baserer seg på kjøp av produkter fra ulike underleverandører for videre salg ut til kundegruppen.

Produktsortimentet oppbevares på fysisk lager. Lagerstyring og innkjøp av produkter er viktige komponenter i driften av AlfaCare. Det er knyttet kostnader til driften av det fysiske lageret og oppbevaring av produkter. Samtidig er servicegrad ut til kundene en komponent i dette. Balansen mellom effektiv lagerstyring og evnen til å levere etter kunders behov er en viktig problemstilling.

2.1.1 Nåværende Prosess

AlfaCare benytter i dag en relativt simpel metode for etterspørselsprognoser. Metoden regner ut det totale salget for de to foregående årene for hvert enkelt produkt. Videre deler metoden det totale salget på antall dager i tidsperioden, slik at man får gjennomsnittlig daglig salg. Denne verdien benyttes så ved innkjøp av produkter ved at gjennomsnittlig daglig salg ganges med antall dager man ønsker å kjøpe inn produkter for. I de fleste tilfeller kjøper AlfaCare inn produkter som er ment å holde for en periode på 45 dager, tilsvarende seks uker. På bakgrunn av dette vil det benyttes en tidshorisont på seks uker for alle prognoser i denne oppgaven.

Figur 1 forklarer AlfaCare sin metode (ACM) med notasjoner.

$$ACM = \text{mean}(DSt_i) \cdot n$$

ACM = Prognostisert antall enheter for n-antall dager for hvert enkelt produkt
DSt_i = Faktisk daglig salg i antall enheter i tidsperiode = t og for ProduktID = i
n = Antall dager det ønskes å kjøpes inn for

Figur 1: AlfaCare sin metode (ACM)

Metoden for etterspørselsprognose som er beskrevet over gir en indikasjon på hva som er det sannsynlige salget for kommende periode og gir i så måte et grunnlag for antall produkter som skal kjøpes inn. Praksis er likevel at forslagene fra etterspørselsprognosen i mange tilfeller overstyres manuelt, basert på at det oppleves store prognosefeil. Dette gjøres av personer i bedriften som har erfaring og kunnskap som gjør de bedre egnet til å anta fremtidig salg sammenlignet med etterspørselsprognosen. Til tross for dette opplever AlfaCare at 16% av de totale ordrene ender med restordre grunnet at produkter ikke er tilgjengelig på lager. Samtidig opplever bedriften i visse tilfeller at produkter ender som ukurante, altså produkter som må selges til rabattert pris eller destrueres.

2.2 Forskningsspørsmål

Problemet vi prøver å løse er store feil i etterspørselsprognosene som medfører kostnader og manuelt arbeid i AlfaCare. AlfaCare har ikke et verktøy for å evaluere kostnadene dette medfører. Derfor prøver vi å redusere feilmarginene i prognosene og vise den økonomiske påvirkningen av prognosefeil. Målet er å se om egnede statistiske metoder for etterspørselsprognoser kan redusere feilmarginen sammenlignet med dagens metode for etterspørselsprognoser i AlfaCare. En statistisk etterspørselsprognose med lavere feilmargin vil potensielt kunne redusere kostnader knyttet til lagerstyring, produkter som foreldes og restordre. Samtidig er det potensial for å redusere mengden manuelt arbeid og unngå utfordringer knyttet til at bedriften beror på personer med lang fartstid, og som besitter den nødvendige kunnskapen for å kunne si noe om fremtidig salg. Det er også ønskelig å kunne evaluere ulike metoder for etterspørselsprognoser utover mål på treffsikkerhet og skjevheter. På bakgrunn av dette er det et mål å kunne evaluere metodene basert på den økonomiske påvirkningen de har for AlfaCare.

Forskingsspørsmålene er følgende:

1. Hvordan kan AlfaCare predikere fremtidig etterspørsel ved bruk av etablerte statistiske metoder på en god måte?
2. Hvor godt klarer vi å predikere fremtidig etterspørsel for AlfaCare sett fra statistiske og økonomiske perspektiver?

3 Teori og tidligere forskning

Herunder vil det bli presentert tidligere forskning og relevant teori. Det vil bli gjort rede for statistiske metoder for etterspørselsprognostisering og hvordan disse kan ha en verdi sett fra et bedriftsperspektiv. Videre presenteres etterspørselsklassifiseringer og hvorfor disse er vesentlige ved valg av metoder benyttet for etterspørselsprognoser. Det vil også presenteres relevant teori angående metoder for etterspørselsprognoser beregnet for «lumpy» data, optimalisering av utjevningskonstanter, hypotesetesting og bruken av «error metrics» (EM). Avslutningsvis presenteres relevant forskning angående det økonomiske aspektet knyttet til utnyttelsen av etterspørselsprognoser.

3.1 Hvorfor etterspørselsprognoser?

Etterspørselsprognoser handler om å forsøke å predikere etterspørselen frem i tid basert på historisk data. Petropoulos et al. (2022) karakteriserer etterspørselsprognoser som at slike metoder ikke innehar profetiske krefter, men at de simpelthen henter ut etablerte mønstre og forhold for å forutse fremtiden og vurdere dens usikkerhet.

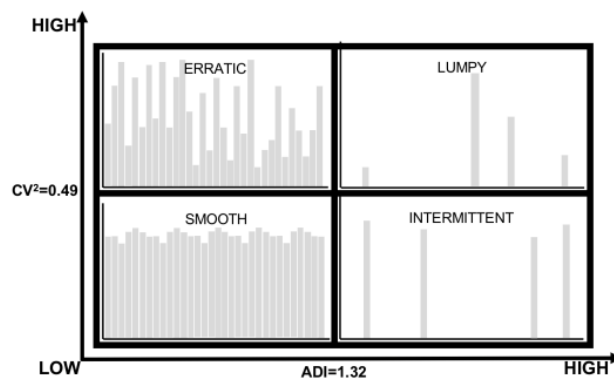
Usikkerhet vil alltid være en utfordring for en beslutningstager fordi man ikke med sikkerhet kan forutse hva som vil skje i fremtiden. For en organisasjon vil det være fordelaktig å besitte mest mulig informasjon om hva som vil skje frem i tid for å kunne minimere risiko og maksimere utnyttelsen av sine ressurser. Den teknologiske utviklingen har muliggjort innhenting og loggføring av data på måter som tidligere ikke var mulig. Dette har igjen lagt grunnlaget for en økt interesse rundt analyse og datavitenskap som har resultert i flere og mer sofistikerte metoder for etterspørselsprognoser (Petropoulos et al., 2022, s. 710).

Dersom man evner å utforme velfungerende og presise etterspørselsprognoser vil det ha flere fordeler sett fra et bedriftsperspektiv. Etterspørselsprognoser er en vesentlig komponent når det gjelder ledelse av forsyningskjeder, og har en direkte påvirkning på planlegging, produksjon og evnen til å fullføre ordre. Etterspørselsprognoser med høy grad av nøyaktighet spiller en viktig rolle for hele verdikjeden og påvirker operasjonelle og strategiske beslutninger knyttet til ressurser, ansatte, produksjon og logistikk (Rozanec et al., 2021, s.4).

3.2 Etterspørselsklassifiseringer

For å kunne si noe om hvilke metoder for etterspørselsprognoser som egner seg, er det vesentlig å klassifisere hvilken type etterspørsel man har i en gitt situasjon. Det er foreslått flere ulike metoder for å klassifisere etterspørsel i litteraturen. Williams (1984) tok i betraktning variasjonen i antall ordre og størrelsen gitt en bestemt ledetid, og klassifiserte etterspørsel inn i tre kategorier avhengig av høy eller lav grad av sporadisk etterspørsel og størrelse. Johnston & Boylan (1996) introduserte konseptet «average demand interval» (ADI). Syntetos et al. (2005) komplimenterte dette arbeidet ved å introdusere «square of the Coefficient of Variation» (CV^2). Dette la til rette for at man kan klassifisere etterspørselsmønstre inn i fire kvadrater basert på ADI og CV^2 . ADI måler regelmessigheten i etterspørsel gjennom å regne gjennomsnittlig intervall mellom hver gang etterspørsel finner sted, målt i tidsperioder. ADI regnes ut ved at man deler totalt antall perioder på totale sammenhengende perioder med positiv etterspørsel. CV^2 regnes ut ved at man deler standardavviket i etterspurt mengde på gjennomsnittlig etterspurt mengde opphøyd i andre. I så måte er CV^2 et mål på variasjon i etterspurt mengde.

De fire etterspørselsmønstrene er «smooth», «erratic», «intermittent» og «lumpy». «Smooth» ($ADI < 1.32$ og $CV^2 < 0.49$) vil si at man har regelmessig etterspørsel og at det er lav variasjon i etterspurt mengde. «Erratic» ($ADI < 1.32$ og $CV^2 \geq 0.49$) vil si at man har regelmessig etterspørsel, men høy variasjon i etterspurt mengde. «Intermittent» ($ADI \geq 1.32$ og $CV^2 < 0.49$) betyr at man har uregelmessig etterspørsel, men lav variasjon i etterspurt mengde. «Lumpy» ($ADI \geq 1.32$ og $CV^2 \geq 0.49$) vil si at man har en uregelmessig etterspørsel og høy variasjon i mengde etterspurt. Figur 2 viser en illustrasjon av hvordan de ulike etterspørselsklassifiseringene ser ut.



Figur 2: Etterspørselsklassifiseringer (Rozanec et al., 2021)

Etterspørsel som er klassifisert som «intermittent» og «lumpy» regnes som et av de mest utfordrende problemene når det kommer til etterspørselsprognoser (Amin-Naseri & Tabar, 2008, s. 1379).

3.3 Statistiske metoder for etterspørselsprognoser

Det finnes flere statiske metoder for etterspørselsprognoser som er beregnet for «intermittent» og «lumpy» data i litteraturen. Herunder presenteres de fire metodene som benyttes i denne casestudien og hvordan disse fungerer, samt hvordan de har prestert satt opp mot hverandre. Felles for alle metodene er at de er laget for tidsserier med én variabel og at de er egnet for data som karakteriseres av høy grad av «intermittence» og «lumpyness».

Hvor godt en modell for etterspørselsprognoser presterer vil avhenge av verdiene som bestemmes for utjevningskonstantene α (Alfa) og β (Beta). Det finnes ikke en standardisert og generalisert fremgangsmåte for optimalisering av utjevningskonstanter i statistiske etterspørselsprognoser i litteraturen. Kourentzes (2014) påpeker at datagrunnlag der etterspørselen er å klassifisere som «intermittent» ofte er korte, eller inneholder relativt lite data. Forfatteren argumenterer videre med at dette problemet kan løses ved å optimalisere begge utjevningskonstantene. Croston (1972) foreslo at verdiene for utjevningskonstantene burde være mellom 0,1 og 0,3, mens Syntetos & Boylan (2005) rådet til å benytte verdier mellom 0,05 og 0,2. Babai et al. (2012) utforsket å benytte verdier opp til 0,3 og fant at graden av «intermittence» og «lumpyness» er avgjørende for hvilke utjevningskonstanter som oppnår lavest «bias». Med dette demonstrerte de behovet for å optimalisere utjevningskonstantene basert på tidsserien man har tilgjengelig. I figur 3 presenteres notasjonen for ligningene i de ulike metodene. Notasjonen er felles for de fire utvalgte metodene for statistiske etterspørselsprognoser.

D_t : Etterspørsel for et produkt ved tid t
\hat{D}_t : Estimat av gjennomsnittlig etterspørsel per periode gjort ved tid t for periode t+1
Z_t : Faktisk størrelse på etterspørsel ved tid t
\hat{Z}_t : Estimat av størrelsen på etterspørsel ved tid t
T_t : Faktisk etterspørselsintervall ved tid t
\hat{T}_t : Estimat av etterspørselsintervallet ved tid t
P_t : Estimat av sannsynligheten for etterspørsel ved tid t
α, β : Utjevningkonstanter

Figur 3: Notasjon for utregning av Croston, SBA, TSB og SES (Babai et al., 2019)

Croston

Croston (1972) var en av de første som så behovet for en ny statistisk metode for prognostisering av etterspørsel. Croston's metode (Croston) er en metode som i utgangspunktet er laget for å prognostisere etterspørselen i tidsserier som er å regne som «intermittent». Den gjennomsnittlige mengden etterspurt predikeres ved at man benytter eksponentiell glatting. Videre kalkuleres den gjennomsnittlige tiden det tar mellom hver gang et produkt har positiv etterspørsel. Dette benyttes så i form av en konstant modell for å forutse fremtidig etterspørsel. Denne metoden antar at alle enkeltprediksjoner har lik sannsynlighet for etterspørsel i et gitt tidsintervall. Det vil si at for hvert tidsintervall metoden spår frem i tid så vil den anta at etterspørselen er lik i hvert punkt i det aktuelle tidsintervallet. Croston predikerer altså størrelsen på etterspørselen og etterspørselsintervallene separat. I ligningen er α en parameter for utjevning av etterspurt mengde, mens β er en utjevningsparameter for intervallene. Estimatene oppdateres kun i perioder med positiv etterspørsel ved bruk av enkel eksponentiell glatting som vist i figur 4.

$$D'_t = \frac{Z'_t}{T'_t}$$

Der:

$$\begin{cases} \text{If } D_t > 0: Z'_t = Z'_{t-1} + \alpha (Z_t - Z'_{t-1}) & \text{and } T'_t = T'_{t-1} + \beta (T_t - T'_{t-1}) \\ \text{Otherwise: } Z'_t = Z'_{t-1} & \text{and } T'_t = T'_{t-1} \end{cases}$$

Figur 4: Utregning av Croston (Babai et al., 2019)

SBA

Syntetos & Boylan (2001; 2005) viste at Croston assosieres med et positivt «bias» som resulterer i at man over-prognostiserer gjennomsnittlig etterspørsel. De foreslo derfor en modifisert versjon av Croston som refereres til som «Syntetos and Boylan Approximation (SBA). SBA benytter en korreksjonsfaktor i Croston der denne faktoren er lineær i utjevningskonstanten som benyttes for å oppdatere etterspørselsintervallene. Eaves & Kingsman (2004) viste i empiriske studier at SBA presterer bedre enn Croston. Dette underbygges av Gutierrez et al. (2008). Likevel viste Teunter & Duncan (2009) at noe «bias» gjenstår som gjør at metoden i visse tilfeller presterer dårligere enn den originale metoden til Croston.

SBA benytter altså separate eksponentielt glattede estimater av størrelsen på etterspørsel og etterspørselsintervallene. I ligningen er α en parameter for utjevning av etterspurt mengde, mens β er en utjevningsparameter for intervallene. Metoden benytter en korreksjonsfaktor $(1 - \beta/2)$ for estimatene fra Croston. Utregningen av SBA fremstilles av figur 5.

$$D'_t = \left(1 - \frac{\beta}{2}\right) \frac{Z'_t}{T'_t}$$

Der:

$$\begin{cases} \text{If } D_t > 0: Z'_t = Z'_{t-1} + \alpha (Z_t - Z'_{t-1}) & \text{and } T'_t = T'_{t-1} + \beta (T_t - T'_{t-1}) \\ \text{Otherwise: } Z'_t = Z'_{t-1} & \text{and } T'_t = T'_{t-1} \end{cases}$$

Figur 5: Utregning av SBA (Babai et al., 2019)

TSB

En annen metode er referert til som «Teunter-Syntetos-Babai» (TSB). Metoden fungerer slik at sannsynligheten for etterspørsel oppdateres istedenfor etterspørselsintervallet, og at dette gjøres i hvert tidsintervall. På bakgrunn av dette kan TSB håndtere problemer knyttet til plutselig foreldelse av produkter ved å alltid levere tidsoppdaterte prediksjoner, også etter lengre intervaller uten etterspørsel. En studie gjennomført av Babai et al. (2014) viser at TSB presterer godt både teoretisk og empirisk for produkter med lineær og plutselig foreldelse. Dette samsvarer med funn gjort av Teunter et al. (2011). Likevel har TSB i visse tilfeller blitt utkonkurrert empirisk av SBA. Dette er grunnet oppdateringen i sannsynligheten for

etterspørsel i hver periode, som kan påvirke Mean Square Error (MSE) når man evaluerer hvor godt prognosene presterer (Babai et al., 2019, s. 36). MSE beskrives i kapittel 3.5. Estimater av størrelsen på etterspørselen oppdateres bare ved slutten av en periode med positiv etterspørsel. I ligningen er α en utjevningsparameter for etterspurt mengde, mens β er utjevningsparameter for sannsynligheten for positiv etterspørsel. Figur 6 forklarer hvordan TSB utregnes.

$$D'_t = p'_t Z'_t$$

Der:

$$\begin{cases} \text{If } D_t > 0: Z'_t = Z'_{t-1} + \alpha (Z_t - Z'_{t-1}) & \text{and } p'_t = p'_{t-1} + \beta (1 - p'_{t-1}) \\ \text{Otherwise: } Z'_t = Z'_{t-1} & \text{and } p'_t = p'_{t-1} + \beta (0 - p'_{t-1}) \end{cases}$$

Figur 6: Utregning av TSB (Babai et al., 2019)

SES

SES er en metode for etterspørselsprognoser for tidsserier med én variabel. SES baserer seg på prinsippet at en prognose er en vektet lineær sum av tidligere observasjoner. Metoden fungerer ved å tillegge eksponentielt avtagende vekter for tidligere observasjoner. Analyser gjennomført av Babai et al. (2014) viser at «simple exponential smoothing» (SES) leder til redusert «bias» når man forsøker å predikere etterspørsel som er å regne som «intermittent», og at metoden i visse tilfeller presteres bedre enn Croston og SBA når man benytter data hentet fra virkeligheten, der man har et avtagende mønster i etterspørsel. Grunnen til at SES presteres godt i disse situasjonene er ifølge Babai et al. (2014) at den oppdaterer prediksjonene i hver periode, som muliggjør en nedjustering av prediksjonene i de tilfeller man har foreldelse. SES oppdaterer prognosen for etterspørsel ved slutten av hver periode som vist i figur 7. I ligningen vil α påvirke hvordan modellen oppdaterer prediksjonene for mengden etterspurt.

$$D'_t = D'_{t-1} + \alpha (D_t - D'_{t-1}) = \alpha \sum_{i=0}^{\infty} (1 - \alpha)^i D_{t-i}$$

Figur 7: Utregning av SES (Babai et al., 2019)

3.5 Error metrics

Dersom man skal evaluere hvor godt en metode for etterspørselsprognoser presterer, er valg av «error metrics» (EM) vesentlig. EM er ulike måleparametere som har som formål å måle blant annet hvor høy grad av nøyaktighet en etterspørselsprognose har eller om modellene har «bias». Med «bias» menes det i hvilken grad det systematisk prognostiseres for høyt eller for lavt. Det blir benyttet mange varianter av EM i litteraturen. En utfordring som beskrives av Emrouznejad et al. (2016) er at ved sammenligning av metoder for etterspørselsprognoser kan én metode prestere best når man benytter en bestemt EM, samtidig som den ikke gjør det ved bruken av en annen type EM.

Hyndman & Koehler (2006) påpeker at prosentvise EM har fordelen av at prognosefeilen deles på de faktiske verdiene og i så måte er uavhengig av størrelsen på verdiene i et datasett. Shcherbakov et al. (2013) viser likevel at dette skaper den ulempen at verdiene man får ut er udefinerte hvis den faktiske verdien er null. I scenarier der det er sannsynlig at den faktiske etterspørselen er null viser Armstrong & Collopy (1992) til at EM som «mean absolute percentage error» (MAPE) og «root mean squared percentage error» (RMSPE) fungerer dårlig til å evaluere ulike metoder. Dette når etterspørselsmønsteret karakteriseres som «intermittent» eller «lumpy». Dette støttes av Hyndman & Koehler (2006). MAPE representerer gjennomsnittet av de absolutte prosentvise feilene i prognosen. RMSPE representerer roten av den prosentvise gjennomsnittlige kvadrerte feilen i prognosen.

Videre har prosentvise EM en tendens til å straffe overprediksjoner hardere enn underprediksjoner, noe som leder til asymmetri. For å bøte på dette problemet har man kommet opp med såkalte symmetriske EM som adresseres av Makridakis (1993). Til tross for navnet «symmetric mean absolute percentage error» (SMAPE), så er også denne EM utsatt for asymmetri og at man får udefinerte verdier. SMAPE er et mål på den prosentvise eller relative prognosefeilen, der absoluttverdien av feilverdien deles på størrelsen av den faktiske

verdien. EM som “mean absolute scaled error” (MASE) eller «root mean squared scaled error» (RMSSE) kan gi udefinerte verdier fordi de deles på null. MASE beregnes ved å ta gjennomsnittet av de absolutte feilene i prognosen delt på gjennomsnittet av de absolutte feilene til en enkel, naiv modell. RMSSE skalerer feilen i prognosene ved å dele på beregnet MSE når man bruker en naiv prognose på treningsdataene, slik at den totale feilen ikke påvirkes av under- eller overpredikering av modellen.

Med tanke på tolkbarhet er EM som baserer seg på absoluttverdier som «mean absolute error» (MAE) eller MAPE forholdsvis enkle å tolke. På den andre siden er skalerte og kvadrerte EM som MSE, RMSE, RMSPE, MASE og RMSSE ifølge Hyndman & Koehler (2006) relativt vanskelig å tolke fordi de generer verdier som ikke nødvendigvis representerer virkeligheten på en intuitiv måte.

I tilfeller der man har etterspørsel som er å klassifisere som «lumpy» eller «intermittent», er det at man må dele på null spesielt problematisk. Figur 8 viser en oversikt over ofte benyttede EM og ulike aspekter ved disse. Av figuren kan man se at MAE, MSE og RMSE er egnet for datagrunnlag med «lumpy» etterspørselsmønstre, grunnet at de ikke deles på null. MAE, MSE og RMSE har til felles at de måler nøyaktigheten i en prognose. Fra figuren representerer fulle sirkler at den aktuelle EM oppfyller kriteriene, tomme sirkler markerer at kriteriene ikke er tilfredsstillt, mens halvsirkler markerer at det er vanskelig å komme med en konkret påstand.

	statistical aspects				business aspects	
	scale independency	no division by zero	outlier insensitivity	symmetry	interpretability	economical considerations
Absolute Errors						
- MAE / MdAE	○	●	○	●	●	○
- MSE	○	●	○	●	◐	○
- RMSE	○	●	○	●	◐	○
Percentage Errors						
- MAPE / MdAPE	●	○	○	○	●	○
- RMSPE	●	○	○	○	◐	○
Symmetric Errors						
- sMAPE	●	○	○	○	○	○
Scaled Errors						
- MASE	○	○	●	●	◐	○
- RMSSE	○	○	●	●	◐	○
SPEC (this work)	●	●	◐	●	●	●

Figur 8: Egenskaper ved ulike EM (Martin et al., 2020)

MSE er den gjennomsnittlige kvadrerte feilen i etterspørselsprognosen og er et mål på den gjennomsnittlige kvadrerte forskjellen mellom de predikerte verdiene og de faktiske salgsverdiene. MSE er i så måte et mål på nøyaktigheten av en etterspørselsprognose. Desto nærmere verdien er null, desto lavere er den kvadrerte prognosefeilen. Samtidig er verdien relativ og avhenger av størrelse på salgene, og er dermed noe vanskeligere å tolke. I formelen står e_i for faktisk salg minus prognostisert salg, for hver enkel observasjon. Hver enkel observasjon blir kvadrert, før gjennomsnittet av de kvadrerte feilene utregnes.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i^2) = \text{mean}_{i=1,n}(e_i^2),$$

Figur 9: Utregning av MSE (Shcherbakov et al., 2013)

RMSE er roten av den gjennomsnittlige kvadrerte feilen i etterspørselsprognosen og er i likhet med MSE et mål på nøyaktigheten av en etterspørselsprognose. RMSE fjerner noe av skjevheten for høye verdier av prognosefeil i MSE. Desto nærmere verdien for RMSE er null, desto bedre presterer modellen. Også for RMSE er verdien relativ i forhold til datagrunnlaget det testes på. RMSE er kvadratroten av MSE.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i^2)} = \sqrt{\text{mean}_{i=1,n}(e_i^2)}$$

Figur 10: Utregning av RMSE (Shcherbakov et al., 2013)

For å evaluere graden av «bias» i prognosene er «mean error» (ME) ofte benyttet i litteraturen. ME er gjennomsnittet av alle feilene i etterspørselsprognosen. ME egner seg for datagrunnlag med «lumpy» etterspørselsmønstre, ved at den unngår udefinerte verdier for null-observasjoner. ME måler hvorvidt man kan si at en metode for etterspørselsprognose har skjevhet i den forstand at modellen systematisk prognostiserer for høy eller for lav fremtidig etterspørsel. For å evaluere ME verdiene, er verdier nærmest null vurdert som best presterende. Positive verdier for ME betyr at etterspørselsprognosene i større grad er lavere enn det faktiske salget. Negative verdier for ME viser det motsatte, og vil si at man i større

grad prognostiserer høyere enn det faktiske salget. En ME-verdi på null indikerer at det ikke er «bias» i prognosene. I formelen under står MFE for «mean forecast error» som er det samme som ME. Her er e_i faktisk salg minus prognostisert salg. Alle verdiene for e_i summeres, før man deler på antall observasjoner.

$$MFE = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i)}{n}$$

Figur 11: Utregning av ME (NC State University, 2011)

3.6 Diebold-Mariano test (DM)

I tillegg til å måle prestasjon basert på EM utregninger, kan det også være vesentlig å evaluere om to ulike etterspørselsprognoser har samme forventede tap eller ikke. Det kan være nyttig å gjøre statistiske tester som kan underbygge dette. Diebold & Mariano (1995) mener det ofte ser ut til at en prognose kan se mer suksessfull ut enn en annen, selv i tilfeller med små marginer. Videre mener de at et viktig spørsmål er om dette skyldes tilfeldigheter eller ikke. Diebold & Mariano (1995) utviklet en måte å teste en null-hypotese om at det ikke er forskjell i forventet tap mellom to konkurrerende prognoser. Harvey et al. (1997) påpekte at testen til Diebold & Mariano (1995) var vesentlig mer allsidig enn andre alternative tester, og at den antakeligvis ville bli mye brukt for evaluering i empiriske studier. Harvey et al. (1997) komplementerte arbeidet til den eksisterende testen, og laget en modifisert versjon. Den modifiserte versjonen tar høyde for at prognosefeilene i to ulike modeller kan ha en grad av autokorrelasjon.

I DM-testen benytter man prognosefeil til to konkurrerende prognoser som utgangspunkt. Dette blir gjort ved at man finner prognosefeilen for alle tidsperioder = t for hver av de konkurrerende prognosene. Dette er forklart av Diebold & Mariano (1995) i ligningen i figur 12.

Consider two forecasts $\{\hat{y}_{it}\}_{t=1}^T$ and $\{\hat{y}_{jt}\}_{t=1}^T$ of the time series $\{y_t\}_{t=1}^T$

Let the associated errors be $\{e_{it}\}_{t=1}^T$ and $\{e_{jt}\}_{t=1}^T$

Figur 12: Utregning av prognosefeil til DM test (Diebold & Mariano, 1995)

Det forventede tapet i prognose = i er antatt å være en funksjon av prognosefeilene = e_{it} og er notert av $g(e_{it})$. For den konkurrerende prognosen er prognosefeilene = e_{jt} og notert av $g(e_{jt})$. Tapsfunksjonen er gitt ved « g », der det typisk er kvadrerte eller absolutte verdier av forventet tap. Videre er det forventede tapsdifferensialet mellom to konkurrerende prognoser gitt ved figur 13.

$$d_t = [g(e_{it}) - g(e_{jt})]$$

Figur 13: Utregning av forventet tapsdifferensial (Diebold & Mariano, 1995)

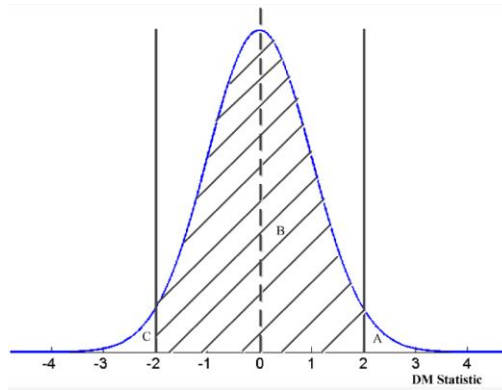
Resultatene fra utregning av forventet tapsdifferensial = d_t blir brukt videre inn i nullhypotesen = H_0 og den alternative hypotesen = H_1 . H_0 og H_1 er beskrevet i figur 14. Her er H_0 at det ikke er forskjell i det forventede tapet mellom to konkurrerende prognoser. H_1 er at det er forskjell i det forventede tapet mellom to konkurrerende prognoser.

$$H_0 : E(d_t) = 0$$

$$H_1 : E(d_t) \neq 0$$

Figur 14: H_0 og H_1 , DM test (Diebold & Mariano, 1995)

Videre benyttes de forventede tapsdifferensialene inn i DM test statistikken. Dersom H_0 gjelder, konvergerer DM test statistikken til standardnormalfordeling. Dette medfører at det ikke er nok bevis i dataen til at man kan konkludere med at H_0 er falsk på et 5% signifikansnivå hvis absoluttverdien av DM er mindre enn 1,96 (Chen et al., 2014). Dette på bakgrunn av z-verdien. DM test statistikken er illustrert i figur 15.



Figur 15: DM statistikken (Chen et al., 2014)

3.7 Økonomiske aspekter ved etterspørselsprognoser

Det finnes flere EM for å evaluere etterspørselsprognoser. Det disse EM har til felles er at de som regel evaluerer et aspekt av hvor godt en etterspørselsprognose presterer, nemlig prognosefeilen sammenlignet med den faktiske etterspørselen. Disse EM tar ikke det fulle kostnadsbildet knyttet til etterspørselsprognosene i betraktning. I så måte er de ifølge Yardley & Petropoulos (2021) ikke tilstrekkelige når det kommer til å evaluere den totale nytten av en etterspørselsprognose. Catt (2007) påpeker videre at tradisjonelle EM for prognostiseringspresisjon har en viktig funksjon, men at det også er svært ønskelig å kunne adressere de økonomiske kostnadene knyttet til prognosefeil.

Gilliland (2013) foreslo at man skal evaluere hvert steg i en etterspørselsprognose og hvilken nytte dette gir gjennom «forecast value added». Gjennom dette kan man identifisere hvor ressursbruk er bortkastet i form av penger, tid og arbeidskraft, og at man dermed ikke kan rettferdiggjøre en forbedring av en etterspørselsprognose. Morlidge (2014) benyttet «relative absolute error», som et alternativ til «forecast value added». Her benyttet han antallet produkter for å identifisere hvor man fikk mest nytte sammenlignet med innsats. Eksempelvis at produkter som etterspørres i stort volum ofte leder til større feil i prognosene. På denne måten foreslo han at forbedringer i etterspørselsprognoser kan rettes mot der forbedringene har størst effekt på den totale feilmarginen i prognosen.

Cenesizoglu & Timmermann (2012) sammenlignet den statistiske og økonomiske prestasjonen til en prognosemetode som hadde som formål å predikere avkastning. Her fant de dissonans mellom disse. De så på sammenhengen mellom RMSE og den faktiske

økonomiske prestasjonen. Forfatterne konkluderte med at hvor godt en metode presterer basert på statistiske EM er en dårlig indikator for den økonomiske prestasjonen. Dette støttes av Caldeira et al. (2016) som evaluerte dette i kontekst av avkastning knyttet til beslutningstaking i en investeringsportefølje.

Catt (2007) presenterte «cost of forecast error» (CFE) som skal være et hjelpemiddel i beslutningstaking ved å vise implikasjonene knyttet til kostnad av prognosefeil for ulike metoder. CFE tar blant annet i betraktning kostnaden for å ha varer på lager, og kostnaden av lav servicegrad, som gir mulighet til å evaluere etterspørselsprognoser basert på større deler av kostnadsbildet. CFE med notasjoner er fremstilt i figur 16.

$$CFE = (SS * v * r + \frac{B_s * m_p * \sigma \sqrt{R + L} * G_u(k)}{R}) * P$$

CFE = årlig kostnad av feilprognoser i kroner
 SS = antall produkter på lager
 v = innkjøpskost i kroner per produkt
 r = lagerkostnad i kroner
 B_s = straff i kroner for utilgjengelige produkter
 m_p = dekningsbidrag i kroner
 $\sigma \sqrt{R + L}$ = standardavviket av feilprognoser, i enheter, over innkjøpszyklusen
 G_u(k) = tapsfunksjon for å regne ut manglende varer over innkjøpszyklusen
 P = periodemultiplikator for å konvertere fra måned til år

Figur 16: CFE – kostnadsfunksjon (Catt, 2007)

Sanders & Graman (2009) simulerte et varehus for å utforske kostnaden av feil i etterspørselsprognoser i en unik setting i en verdikjede. På samme måte som CFE tar de i betraktning kostnaden av å ha et produkt på lager kombinert med feil i etterspørselsprognosen.

Martin et al. (2020) utarbeidet en EM kalt «Stock-keeping-oriented Prediction Error Cost» (SPEC). SPEC tar ikke kun for seg avvik i prognosen sammenlignet med faktisk etterspørsel i vertikal retning, men også i horisontal retning. På denne måten adresserer SPEC kostnadene som fremkommer ved for sen eller for tidlig levering til kunder. Dette skisserer lagerkostnader eller tapte salgsmuligheter, og skiller på kostnader knyttet til over- og underprognostiseringer. Forfatterne påpeker likevel at SPEC har svakheter i den form at lagerkostnader og tapte salgsmuligheter er fiktive kostnader. Samtidig påpekes det at SPEC straffer det å ha for lite

produkter tilgjengelig helt til slutten av etterspørselsprognosens tidshorisont, til tross for at man i virkeligheten har mulighet til å levere produkter som haster gjennom ekspressleveringer. Videre argumenterer forfatterne for at ekspress-levering også har en kostnad og at dette i så måte kan skisseres ved bruk av SPEC.

4 Metode - data

I dette kapitlet presenteres datagrunnlaget som ligger til grunn for oppgaven. Videre fremstilles fremgangsmåte for preprosessering av data. Det beskrives hvordan endelig datasett for etterspørselsprognostisering utarbeides, samt en endelig volumtabell.

4.1 Datagrunnlag

Datagrunnlaget består av 156 Excel-rapporter med salgsdata. Disse er hentet fra AlfaCare sitt ERP-system. Hver enkelt Excel-rapport inneholder ukentlig salg for 5724 produkter som har vært i varesortimentet deres de siste tre årene. Salgsdataen er grunnlaget for analyse og etterspørselsprognoser. Av hensyn til AlfaCare sitt ønske, vil noen av salgstillene med sensitiv informasjon bli sladdet. Salgstall som er sladdet vil presenteres med verdien «X» i tabeller og figurer videre i oppgaven. I tillegg er én Excel-rapport hentet ut med produktinfo angående produktstørrelser. Denne rapporten blir benyttet inn i kostnadsfunksjonen, i kapittel 5.8, for å regne ut lagerkostnad.

4.1.1 Salgsrapporter

Salgsrapporten i tabell 1 viser et utkast for én av de 156 salgsrapportene. Salgsrapporten er salg av produkter for uke 1 i 2021. Rapporten har 440 observasjoner av salg for unike produkter, hvor hver rad er en observasjon av salg for et unikt produkt. Kun produkter som er solgt i tidsrommet spesifisert i hver enkelt rapport, er med i rapporten. Produkter som ikke er med i den enkelte rapport har et salgsantall tilsvarende null i det spesifiserte tidsrommet.

ProduktID er identifikasjonsnøkkelen for de ulike produktene. *PeriodeFra* og *PeriodeTil* spesifiserer tidsrommet salgene har forekommet. Datoene i hver enkelt rapport har blitt manuelt spesifisert i uthenting av Excel-rapportene, og følger ukekalender for det gjeldende året. *Varenr* beskriver et unikt varenummer knyttet til et unikt produkt. *ProduktDesc1* er en produktbeskrivelse med navn og attributter på produktet som selges. *Antall* forklarer hvor mange enheter av et produkt som er solgt i det spesifiserte tidsrommet. De resterende kolonnene *KostPris*, *EnhetsPris*, *DB*, *DG* og *SalgsPris* er sladdet av hensyn til sensitiv informasjon. Kostprisen beskriver de totale innkjøpskostnadene for produkter solgt i den aktuelle uken, for hvert produkt. *EnhetsPris* forklarer gjennomsnittlig enhetspris for hvert

enkelt produkt i den ukentlige perioden. *DB* er det summerte dekningsbidraget av salg for hver enkelt *ProduktID* i det gitte tidsintervallet. *DG* er dekningsgraden av salg for hver enkelt *ProduktID*. *SalgsPris* beskriver det summerte salget av antall enheter solgt ganget med *EnhetsPris*.

ProduktID	PeriodeFra	PeriodeTil	Varenr	ProduktDesc1	Antall	KostPris	EnhetsPris	DB	DG	SalgsPris
2798	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	5004440	Abdo Syncro Magebelte Str. L	9	X	X	X	X	X
2797	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	5004330	Abdo Syncro Magebelte Str. M	9	X	X	X	X	X
1535	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	545865	Abilica Dumbbell Rack 6 par	1	X	X	X	X	X
19933	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573832	Abilica Hex Dumbbell 10 kg	2	X	X	X	X	X
19934	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573833	Abilica Hex Dumbbell 12,5 kg	2	X	X	X	X	X
19929	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573828	Abilica Hex Dumbbell 6 kg	2	X	X	X	X	X
19931	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573830	Abilica Hex Dumbbell 8 kg	2	X	X	X	X	X
19992	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573609	Abilica Journey BT	1	X	X	X	X	X
19081	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500607	Abilica Olympisk Vektskive 10 kg	2	X	X	X	X	X
19082	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500608	Abilica Olympisk Vektskive 15 kg	2	X	X	X	X	X
19083	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500609	Abilica Olympisk Vektskive 20 kg	4	X	X	X	X	X
19084	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500610	Abilica Olympisk Vektskive 25 kg	4	X	X	X	X	X
19080	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500606	Abilica Olympisk Vektskive 5 kg	2	X	X	X	X	X
19289	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573520	Abilica Premium FID Bench 2.0	1	X	X	X	X	X
1531	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	545850	Abilica WS Support	1	X	X	X	X	X
16434	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	500098	Abilica WallBall 5 kg	2	X	X	X	X	X
19287	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	573183	Abilica WeightBench 2.0	1	X	X	X	X	X
16237	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	76238-00002	Actimove Rhizo Forte Høyre Medium	5	X	X	X	X	X
16240	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	76238-00003	Actimove Rhizo Forte Venstre Medium	4	X	X	X	X	X
2571	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	12929601	Active Ankle Multiphase XS (str 36-38)	1	X	X	X	X	X
3122	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	5450446	Active Ankle Sort L	4	X	X	X	X	X
3121	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	5450436	Active Ankle Sort M	2	X	X	X	X	X
3120	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	5450426	Active Ankle Sort S	3	X	X	X	X	X
13239	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	277721	Active Ankle Volt Brace Medium (42-44)	3	X	X	X	X	X
13303	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1037PS	Agupunt Nåler 0,16 x 13	2	X	X	X	X	X
9171	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1038P	Agupunt Nåler 0,25 x 25	1	X	X	X	X	X
13305	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1043P	Agupunt Nåler 0,25 x 30	8	X	X	X	X	X
9176	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1042P	Agupunt Nåler 0,25 x 40	6	X	X	X	X	X
13306	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1045P	Agupunt Nåler 0,30 x 30	12	X	X	X	X	X
9172	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1040P	Agupunt Nåler 0,30 x 40	15	X	X	X	X	X
9174	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1042BP	Agupunt Nåler 0,30 x 50	19	X	X	X	X	X
9175	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1042CP	Agupunt Nåler 0,30 x 60	5	X	X	X	X	X
9169	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	A1010P	Agupunt Nåler 0,30 x 75	10	X	X	X	X	X
15700	04.01.2021 00:00	10.01.2021 23:59	1269518-3	Airex Atlas 200 x 125 x 1,5 cm Grønn	3	X	X	X	X	X

Tabell 1: Salgsrapport uke 1 i 2021

4.1.2 Volumtabell

VareNr	GruppeLvlTtxt	BruttoVekt	NettoLengde	NettoBredde	NettoHøyde	BruttoLengde	BruttoBredde	BruttoHøyde	NettoVolum	BruttoVolum
373324	Kondisjonstrening	37,00	1,24	0,58	0,47	1,24	0,58	0,47	0,3380	0,3380
300919	Kondisjonstrening	41,00	1,46	0,57	0,37	1,46	0,57	0,37	0,3079	0,3079
300303-014R	Kondisjonstrening	39,50	1,40	0,60	0,29	1,40	0,60	0,29	0,2436	0,2436
300303	Kondisjonstrening	39,50	1,40	0,60	0,29	1,40	0,60	0,29	0,2436	0,2436
131222	Styrketrening	75,80	2,20	0,60	0,18	2,20	0,60	0,18	0,2376	0,2376
05-040103	Balanse og Motorikk	3,55	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,2270	0,2270
131241	Styrketrening	59,20	1,90	0,57	0,20	1,90	0,57	0,20	0,2166	0,2166
3011/M	Ortopediske Produkter	0,33	0,43	0,19	2,50	0,43	0,19	2,50	0,2042	0,2042
3011/S	Ortopediske Produkter	0,33	0,43	0,19	2,50	0,43	0,19	2,50	0,2042	0,2042
3011/XL	Ortopediske Produkter	0,33	0,43	0,19	2,50	0,43	0,19	2,50	0,2042	0,2042
3011/XXL	Ortopediske Produkter	0,33	0,43	0,19	2,50	0,43	0,19	2,50	0,2042	0,2042
373610	Kondisjonstrening	47,50	1,00	0,70	0,28	1,00	0,70	0,28	0,1960	0,1960
373608	Kondisjonstrening	44,00	1,00	0,70	0,28	1,00	0,70	0,28	0,1960	0,1960
300932	Kondisjonstrening	31,00	1,18	0,28	0,59	1,18	0,28	0,59	0,1949	0,1949
P6000.402	Laser	15,60	0,80	0,60	0,39	0,80	0,60	0,39	0,1872	0,1872
P6000.401	Laser	14,00	0,80	0,60	0,39	0,80	0,60	0,39	0,1872	0,1872
144-012929	MTT	-	0,40	0,56	0,82	0,40	0,56	0,82	0,1837	0,1837
373520	Styrketrening	32,00	1,32	0,50	0,24	1,32	0,50	0,24	0,1584	0,1584
300935	Kondisjonstrening	36,50	1,00	0,22	0,70	1,00	0,22	0,70	0,1540	0,1540
373374	Boksing	27,00	1,14	0,35	0,35	1,14	0,35	0,35	0,1396	0,1396
440510	Balanse og Motorikk	9,00	0,28	0,86	0,57	0,28	0,86	0,57	0,1373	0,1373
555430	Boksing	40,00	1,35	0,30	0,30	1,35	0,30	0,30	0,1215	0,1215
400409	Baller	-	0,81	0,81	0,18	0,81	0,81	0,18	0,1181	0,1181
100835	Rengjøringsautomater	-	1,11	0,42	0,25	1,11	0,42	0,25	0,1160	0,1160
Z-Madrass	Massasjeapparater	6,00	0,65	0,35	0,45	0,65	0,35	0,45	0,1024	0,1024
116253	Massasjeapparater	6,00	0,65	0,35	0,45	0,65	0,35	0,45	0,1024	0,1024

Tabell 2: Volumtabell

Tabell 2 viser et utkast av en Excel-rapport hentet fra AlfaCare sitt ERP-system. Tabellen inneholder størrelse og vekt for hvert unike produkt. Fra tabellen er *BruttoVolum* den vesentlige informasjonen som blir benyttet i videre analyse. *BruttoVolum* beskriver produktstørrelse i kubikkmeter. Bruttovolumet blir benyttet for utregninger i kostnadsfunksjonen i kapittel 5.8, og benyttes for prosentvis opptakelse av varelageret.

VareNr beskriver et unikt varenummer for hvert enkelt produkt, og blir benyttet for å sammenstille tabeller. *VareNr* tilsvarer samme verdier som i salgsrapportene fra kapittel 4.1.1.

4.2 Preprosessering av data

I dette delkapittelet fremstilles fremgangsmåte for konstruksjon av endelig datasett benyttet til etterspørselsprognoser. Det første som ble gjort var å sammenstille de 156 Excel-rapportene for salg, til én tabell. Deretter ble det konstruert ukentlig salg for hvert produkt for 156 uker. Videre ble en tidsserie opprettet og variabler for salgsinformasjon laget. Til slutt ble et utvalg av produkter som skulle inngå i analysen, presentert i kapittel 4.2.2, valgt. Det endelige datasettet ble en tidsserie på 156 uker for 449 produkter, med salg av antall enheter per produkt på ukentlig basis. Utvalget er hentet fra et totalt antall unike produkter på 5724. Det endelige datasettet inneholder 70 044 observasjoner av ukentlig salg. Observasjonene inkluderer også uker ved null enheter solgt. Volumtabellen ble filtrert basert på de 449 valgte produktene og vesentlige kolonner ble lagt til.

4.2.1 Sammenstilling av salgsrapporter

I dette delkapittelet presenteres fremgangsmåten for å sammenstille de 156 salgsrapportene hentet fra AlfaCare sitt ERP-system. Sammenstillingen av salgsrapporter startet med å plassere de 156 salgsrapportene i én «dataframe». Her inneholdt hver rad informasjon om salget av unike produkter, og dette for alle 156 uker. På dette stadiet hadde hvert enkelt produkt et antall rader tilsvarende antall uker de hadde blitt solgt. Deretter ble det konstruert 156 kolonner, der hver kolonne representerte en uke i form av datostempel tilsvarende *PeriodeFra* i tabell 1. Videre ble datasettet gjort om til «wide» format, der salget over alle uker for hvert enkelt produkt ble fremstilt på én rad. Her ble *Antall*, *PeriodeFra* og *ProduktID* fra tabell 1 benyttet for å plassere salget av hvert enkelt produkt med riktig antall solgt i riktig uke. Hvis et enkelt produkt ikke hadde salg i en bestemt uke, ble verdien 0 gitt. Det fullstendige sammenstilte datasettet har 892 944 observasjoner av salg for 5724 produkter, hvor salg tilsvarende 0 er inkludert. Tabell 3 viser et utklipp for 20 av 5724 produkter, med den hensikt å visualisere datasettets oppbygning etter sammenstillingen.

ProduktID	Varenr	ProduktDesc1	06.01.2020	13.01.2020	...	12.12.2022	19.12.2022	26.12.2022	TotalSolgt	TotalSalgsPris	TotalKostPris	TotalDB	TotalDG	SalgsprisEnhet	TotaltUker
1130	100426	Strappal Sportstape 4,0 cm x 10 m	582	232	...	87	28	0	144567	X	X	X	X	X	154
1322	100847	Eis-Gel 100 ml	2	181	...	0	0	0	44681	X	X	X	X	X	96
1085	100249	AlfaCare Ice-Pack 14 x 21 cm	298	204	...	27	0	24	20682	X	X	X	X	X	141
1323	100848	Eis-Gel 250 ml	384	128	...	0	0	0	18737	X	X	X	X	X	100
280	5300	Foam Heel Cup Blue/Black 1 pair	150	300	...	0	0	0	18602	X	X	X	X	X	39
20926	119870	Eis-Gel 100 ml	0	0	...	270	300	0	17203	X	X	X	X	X	33
1132	100428	Leukotape P 3,8 cm x 13,7 m	204	53	...	127	38	9	16198	X	X	X	X	X	157
451	10212	Tull's H<e>lbeskyttere Pro M	44	18	...	10	16	0	13570	X	X	X	X	X	148
1083	100247	AlfaCare Micropack Nakke	3	130	...	243	280	0	10588	X	X	X	X	X	132
452	10214	Tull's H<e>lbeskyttere Pro L	25	70	...	44	16	0	8379	X	X	X	X	X	145
10573	404080	AlfaCare Miniband Med. Gr<f>8>nn	94	156	...	54	1	0	7466	X	X	X	X	X	151
20490	TC-5000	TracCollar Nakkekrage B<e>5> Medium / Large	0	0	...	9	3	4	7403	X	X	X	X	X	19
1124	100387	Scansport Sportstape 3,8 cm x 10 m	0	63	...	69	11	0	6783	X	X	X	X	X	120
1815	404240	AlfaCare Rubberband Medium Gr<f>8>nn	54	104	...	59	10	0	6496	X	X	X	X	X	139
1814	404230	AlfaCare Rubberband Lett R<f>8>d	162	50	...	50	0	0	6494	X	X	X	X	X	145
10572	404070	AlfaCare Miniband Lett R<f>8>d	68	72	...	8	20	0	6178	X	X	X	X	X	152
20927	119871	Eis-Gel 250 ml	0	0	...	260	65	3	5895	X	X	X	X	X	37
10571	404060	AlfaCare Miniband X-Lett Gul	55	49	...	7	15	10	5756	X	X	X	X	X	150
10574	404090	AlfaCare Miniband Hard B<e>5>	82	114	...	0	11	0	5663	X	X	X	X	X	147
7103	W2014001001	Krykke Globetrotter Standard Gr<e>5>	2	84	...	0	0	0	5420	X	X	X	X	X	92

Tabell 3: Sammenstilling av salgsrapporter

I tillegg til å sammenstille salgsrapportene ble nye utregninger for salgsinformasjon lagt til. I tabell 3 er kolonnene *TotalSolgt*, *TotalSalgsPris*, *TotalKostPris*, *TotalDB*, *TotalDG* og *TotalUker* opprettet. De opprettede kolonnene er alle utregninger for hvert enkelt produkt over alle 156 uker. *TotalSolgt* viser summen av antall enheter solgt. *TotalKostPris* er summen av kostprisen. *TotalDB* er summen av dekningsbidraget. *TotalDG* er gjennomsnittlig dekningsgrad. *SalgsPrisEnhet* er gjennomsnittlig salgspris per enhet. *TotaltUker* beskriver antallet uker av de totalt 156 ukene hvor salg av et produkt har inntruffet. Det vil si for salg større enn 0. De opprettede kolonnene blir benyttet som vurderingsgrunnlag rundt valg av produkter i kapittel 4.2.2.

4.2.2 Valg av produkter

Etterspørselsprognosene tar for seg de 449 viktigste produktene av 5724 totale unike produkter som er solgt de siste tre årene hos AlfaCare. AlfaCare ytret et ønske om å legge fokus på prognoser for produkter som selges ofte og i større kvantum. De 449 produktene som er filtrert ut regnes som de viktigste produktene på bakgrunn av hovedsakelig to faktorer. Den første faktoren er at disse produktene har størst nytteverdi for AlfaCare. Dette på bakgrunn av hvor stor del av omsetning og dekningsbidrag de 449 produktene utgjør. Den andre faktoren er hvor mange observasjoner av ukentlige salg disse produktene har over perioden på 156 uker. Bakgrunnen for det er at dette er vesentlig for hvor utslagsgivende disse produktene er for total servicegrad og AlfaCare sin evne til å fullføre ordre til ønsket tid.

De 449 produktene utgjør 7,85 % av det totale antallet unike produkter. Til tross for en liten andel av totale produkter utgjør dette 41% av den totale omsetningen og omtrent 46% av det

totale dekningsbidraget de siste tre årene. Med tanke på ukentlige observasjoner av salg, er gjennomsnittet for de utvalgte produktene et salg på omtrent 69 av de totalt 156 ukene. For AlfaCare tilsier dette produkter som kjøpes relativt ofte av kundebasen. Dette vil dermed gi større nytte med tanke på servicegrad og kundetilfredshet, sammenlignet med produkter som omsettes sjeldnere.

Fra datasettet i kapittel 4.2.1 med 5724 produkter, ble 5275 produkter filtrert ut. De gjenværende 449 produktene danner grunnlaget for videre prosessering av data, og er utgangspunktet for konstruksjon av endelig volumtabell i kapittel 4.2.3 og konstruksjon av en tidsserie i kapittel 4.2.4.

4.2.3 Endelig volumtabell

Den endelige volumtabellen benytter de utvalgte 449 produktene. Fra volumtabellen i kapittel 4.1.2 er kolonner som ikke benyttes videre, blitt filtrert ut. Tabell 4 presenterer et utkast fra den endelige volumtabellen. *ProduktID* og *ProduktDesc1* er lagt til for å gi bedre oversikt og informasjon om produktene som er med i tabellen. Volumtabellen inneholder 449 rader med tilhørende verdier for bruttovolum for hvert produkt. Bruttovolumet for de 449 produktene blir benyttet videre i kostnadsfunksjonen.

ProduktID	VareNR	BruttoVolum	ProduktDesc1
926	82115	0,0050000	Praktisept 5 Liter
1132	100428	0,0003000	Leukotape P 3,8 cm x 13,7 m
9174	A1042BP	0,0002420	Agupunt N<e5>ler 0,30 x 50
14407	113384	0,0009000	AlfaCare Massasjesalve 500 ml
9169	A1010P	0,0002420	Agupunt N<e5>ler 0,30 x 75
10572	404070	0,0000237	AlfaCare Miniband Lett R<f8>d
10573	404080	0,0000237	AlfaCare Miniband Med. Gr<f8>nn
15108	114074	0,0005200	GaitTec Standard Duo Large
9172	A1040P	0,0002500	Agupunt N<e5>ler 0,30 x 40
10571	404060	0,0000237	AlfaCare Miniband X-Lett Gul
451	10212	0,0004200	Tuli's H<e6>lbeskyttere Pro M
1781	401150	0,0012500	AlfaCare Treningsb<e5>nd 25m Hard Bl<e5>
10574	404090	0,0000237	AlfaCare Miniband Hard Bl<e5>
14569	6420	0,00057200	K-Active Tape Classic Rosa 5cm x 5 m
14570	6440	0,00057200	K-Active Tape Classic Beige 5cm x 5 m
18301	KTBT5003	0,0007500	Bodytech Kinesiology Tape 5cm x 5m Sort
452	10214	0,0004800	Tuli's H<e6>lbeskyttere Pro L
1814	404230	0,0000110	AlfaCare Rubberband Lett R<f8>d
14571	6445	0,0005720	K-Active Tape Classic Sort 5cm x 5 m

Tabell 4: Endelig volumtabell

4.2.4 Konstruksjon av tidsserie

For å gjennomføre analyse med etterspørselsprognoser ble dataen gjort om til et tidsserieobjekt. Dette var nødvendig for å kunne gjennomføre statistiske etterspørselsprognoser. Her ble datasettet som er filtrert for de 449 valgte produktene benyttet. I konstruksjon av en tidsserie ble datasettet som er illustrert i tabell 3 endret slik at de 156 ukentlige tidsintervallene ble plassert radvis i stigende rekkefølge. Rad 1 representerer uke 1 i datasettet, og rad 156 representerer uke 156. De enkelte *ProduktID* ble brukt som overskrift i kolonner, noe som resulterte i 449 kolonner med unike produkter. For å konstruere et tidsserieobjekt ble funksjonen `ts` fra pakken `stats` (v3.62; R Core Team 2022) benyttet.

Et utkast av den endelige tidsserien er presentert i tabell 5. Her er 13 av de 449 produktene tatt med, og salg for de første 13 tidsperiodene presentert. I *Timestamp* er de 156 unike datoene for uker omgjort til et unikt tall som representerer den enkelte uke. Disse ble omgjort når tidsserieobjektet ble laget. Tidsserien inneholder 70 044 observasjoner for salg for de 449 valgte produktene for 156 uker. Datasettet omgjort til et tidsserieobjekt for de 449 produktene legger grunnlaget for videre analyse i metodekapittelet.

	Timestamp	5719	1816	1839	911	913	1083	13306	10714	18299	1791	12905	15086	15111
1	1578268800	6	38	11	3	4	3	1	10	25	1	12	22	36
2	1578873600	1	63	0	8	7	130	0	13	8	1	20	10	1
3	1579478400	12	71	7	1	2	7	18	5	32	2	1	6	13
4	1580083200	8	18	2	2	4	122	4	6	24	1	63	5	11
5	1580688000	50	75	6	6	1	33	21	24	23	8	6	34	7
6	1581292800	38	55	4	1	8	130	4	6	1	8	29	6	4
7	1581897600	0	36	1	3	8	0	2	20	1	1	5	7	0
8	1582502400	5	9	10	6	3	244	0	6	4	208	20	1	2
9	1583107200	22	23	3	1	4	20	0	9	12	20	12	7	5
10	1583712000	0	27	7	4	9	1	5	0	9	4	13	20	0
11	1584316800	0	53	10	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0
12	1584921600	0	16	3	0	0	120	0	0	0	2	0	0	0
13	1585526400	1	11	1	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0

Tabell 5: Endelig tidsserie

5 Metode – etterspørselsprognoser og kostnadsfunksjon

I dette kapitlet presenteres den metodiske tilnærmingen. Metoden skal gjenspeile fremgangsmåte og prosessen benyttet for å kunne svare på forskningsspørsmålene. Den endelige tidsserien for 449 produkter beskrevet i kapittel 4.2.4 er datagrunnlaget som brukes til etterspørselsprognoser. I dette kapitlet vil fremgangsmåte og metode benyttet for gjennomføring av etterspørselsprognoser med en tidshorisont på seks uker, for fire statistiske metoder presenteres. De fire statistiske metodene er Croston, SBA, TSB og SES. Videre vil det gjøres rede for optimaliseringen av de statistiske metodene. Deretter blir prestasjonsmål og DM-test presentert. Etterspørselsprognosene er gjennomført i R. De fire metodene er hentet fra pakken `tsintermittent` (v.1.10; Kourentzes 2022). Avslutningsvis presenteres fremgangsmåte rundt konstruksjon av en kostnadsfunksjon som har som formål å vise den økonomiske påvirkningen av de statistiske metodene.

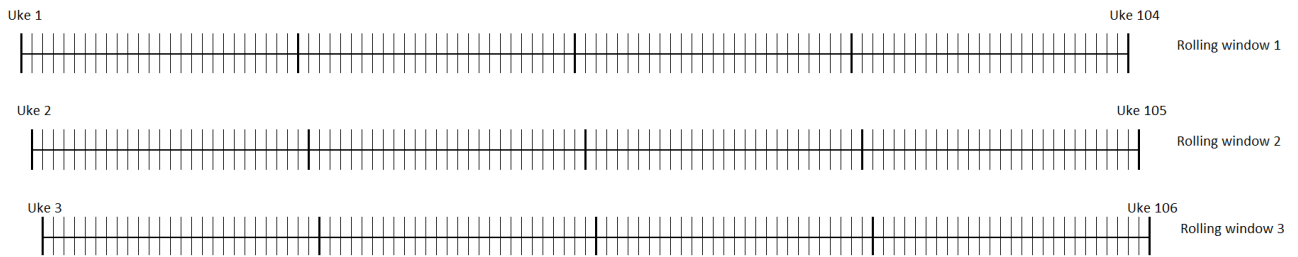
5.1 Oppdeling av tidsserien

Tidsserien er delt opp i et treningssett på 104 observasjoner og et testsett på 47 observasjoner. 66% av tidsserien er treningsdata og 33% testdata. Treningssettet tilsvare salget i perioden fra starten av 2020 til slutten av 2021. Testsettet tilsvare salget i uke 6 til 52 i 2022.

Treningssettet benyttes for å lage etterspørselsprognoser og i arbeidet med optimalisering av utjevningskonstanter. Utjevningskonstantene blir forklart i kapittel 3.3. Testsettet blir brukt for å sammenligne de 47 ukentlige prognosene mot det faktiske salget i tilsvarende uker. Etterspørselsprognosene har en prognosehorisont på 6 uker, hvor prognosen for den sjette uken blir tatt i betraktning. Dette medfører at det ikke blir prognostisert for uke 1-5 i 2022, men for de siste 47 ukene.

For å sørge for oppdatert historisk data for nye prognoser, er «rolling window» (RW) benyttet. Her blir treningsdataen flyttet en uke frem for hver ny ukentlig prognose som lages, for hvert enkelt produkt. Samtidig holdes antall observasjoner konstant i treningsdataen, slik at alle prognoser baserer seg på de siste 104 observasjonene av ukentlig salg. RW blir benyttet på bakgrunn av at dette er praksis i AlfaCare. Figur 17 illustrerer hvordan treningsdataen flytter seg for hver tidsperiode man skal prognostisere. *Rolling window 1* fra figuren tilsvare treningsdataen brukt for å prognostisere uke 110 (uke 6 i 2022). *Rolling window 2* fra figuren

tilsvarende treningsdataen brukt for å prognostisere uke 111 (uke 7 i 2022). Slik flyttes treningsdataen gjennom hele tidsserien.



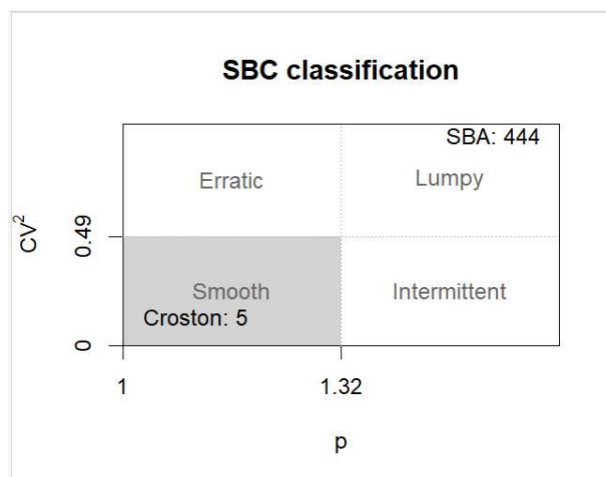
Figur 17: Rolling window

5.2 ACM - benchmark

For å evaluere hvordan de statistiske metodene presterer, blir ACM brukt som benchmark. Basert på at tidsserien for de 449 produktene inneholder informasjon om ukentlig salg, blir dette praksis for utregninger av ACM videre. Utregning av prognoser med ACM benytter samme datagrunnlag og metode for rolling window som de fire statistiske metodene. Dette gjøres for at resultatene fra ACM og de statistiske metodene skal være mest mulig sammenlignbare.

5.3 Klassifisering av data

For å si noe om hvilke metoder for etterspørselsprognoser som egner seg å bruke, er klassifisering av data og etterspørselsmønstre en viktig faktor. For å klassifisere etterspørselsmønstre for de valgte 449 produktene ble funksjonen `id-class` fra pakken `tsintermittent` (v.1.10; Kourentzes, 2022) benyttet. Etterspørselsmønstrene kan deles inn i fire kvadrater basert på verdiene man får for CV^2 og ADI (Se kapittel 3.2).



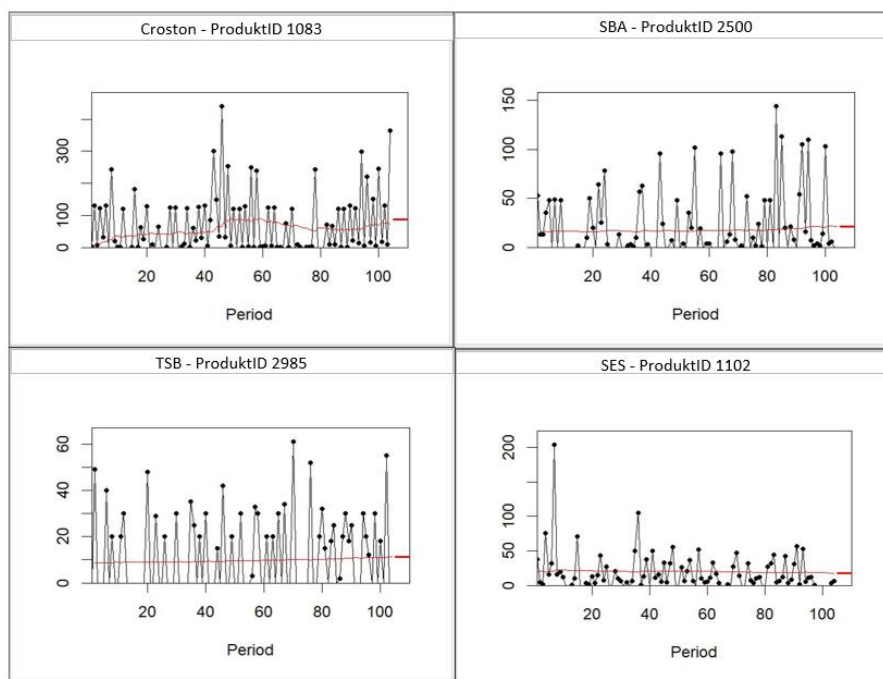
Figur 18: Etterspørselsklassifisering for 449 utvalgte produkter

Figur 18 viser resultatene fra klassifiseringen. 5 produkter har en etterspørsel som klassifiseres som «smooth», mens 444 produkter klassifiseres som «lumpy». Dette betyr at 98,8 % av produktene er klassifisert som «lumpy». Den gjennomsnittlige verdien over alle produkter for CV^2 er 1.02, mens den for ADI er 2.75. Dette er relativt høye verdier sammenlignet med grenseverdiene $CV^2=0.49$ og $ADI=1.32$. Dette gir grunnlag for å si at graden av «lumpyness» er høy i datasettet.

5.4 Valg og fremstilling av statistiske metoder

Med bakgrunn i resultatene fra kapittel 5.3 der etterspørselen i datasettet karakteriseres med en høy grad av «lumpyness», vil det være hensiktsmessig å benytte metoder for etterspørselsprognoser som er beregnet på denne typen etterspørsel. Det finnes uenigheter i litteraturen om hvilke metoder som presteres best for «lumpy» data, og det påpekes at dette vil avhenge av situasjon. I kapittel 3.3 blir det redegjort for ofte benyttede metoder som har vist seg å være egnet for lignende datagrunnlag. Med bakgrunn i dette har vi valgt ut metodene Croston, SBA, TSB og SES. Metodene blir benyttet med den hensikt å se om de kan redusere feilmarginer i prognosene, sammenlignet med ACM. ACM blir brukt som benchmark mot de statistiske metodene. I dette delkapittelet fremstilles etterspørselsprognoser av enkeltprodukter, med hensikt å visualisere prognosene for de ulike metodene.

Figur 19 viser diagrammer av etterspørselsprognosene for fire ulike produkter ved bruk av Croston, SBA, TSB og SES i R. Prognosene er for uke 1-6 i 2022 og baserer seg på treningssettet som består av uke 1 – 104 med historiske salgsdata. Y-aksen representerer størrelsen på etterspørsel. X-aksen representerer uker. Den røde grafen fra uke 105-110 (uke 1-6 i 2022) viser prognostisert etterspørsel, der siste uke blir brukt som prognose for uke 6 i 2022. Prognoseutregningene beskrevet under er gjort før arbeidet med optimalisering av utjevningskonstanter. Hensikten med figuren er å presentere hvordan de ulike metodene oppdateres gjennom tidsserien, og hvordan prognosene fremstilles.



Figur 19: Etterspørselsprognose for Croston, SBA, TSB og SES for ulike ProduktID

5.5 Utjevningskonstanter og optimalisering

Optimalisering av utjevningskonstanter er vesentlig for hvor godt statistiske etterspørselsprognoser presterer. Ulike fremgangsmåter og intervaller har blitt foreslått i litteraturen. Felles for intervallene som har oppnådd best resultater for «lumpy» datagrunnlag er at de ligger mellom 0,05 og 0,3. Dette beskrives i kapittel 3.3. Med bakgrunn i dette ble det gjennomført en manuell stegvis testing av utjevningskonstantene α og β fra verdier på 0,05 opp til 0,3. Dette ble gjort ved å regne ut prognosene over de 47 ukene for alle 449 produkter,

ved å bruke alle kombinasjoner av utjevningskonstanter mellom 0,05 og 0,3. Dette resulterte i totalt 114 modeller for de fire ulike metodene, hvor EM er utregnet for hver modell. Dette gir grunnlag for å se hvilke metoder som presteres best gitt ulike kombinasjoner av utjevningskonstanter.

Mengde data og få antall ukentlige observasjoner av salg ble en begrensning i gjennomføring av etterspørselsprognoser. Det medførte at det ble vurdert til for få observasjoner til å benytte et valideringssett, slik at testdataen kunne forholde seg helt usett. Grunnet en kort tidsserie ble det ikke mulig å benytte både trenings, validerings og testsett i optimaliseringen av utjevningskonstantene. Dette fordi man vil få for få observasjoner til hvert sett. På bakgrunn av dette vil prognosene med optimaliserte utjevningskonstanter medføre ikke-realistiske prognoser. Fremgangsmåten har likevel verdi, fordi den viser hvordan dette kunne vært gjort dersom større datagrunnlag hadde vært tilgjengelig.

5.6 Forhåndsutvalgte modeller

For å håndtere noe av begrensningene forklart i kapittel 5.5, har vi valgt noen forhåndsutvalgte modeller. De forhåndsutvalgte modellene bruker gitte utjevningskonstanter som i litteraturen har prestert godt på lignende «lumpy» datagrunnlag. I en studie gjennomført av Babai et al. (2019) ble metodene Croston, SBA, TSB og SES testet på to datasett som var å regne som «lumpy». De to datasettene hadde en $c = 0.9$. Dette er en parameter for variasjon i størrelsen på mengde etterspurt, og kan sammenlignes med CV^2 . For de 449 produktene vi gjennomførte etterspørselsprognoser på, er gjennomsnittlig CV^2 -verdi 1.02. Datasettene benyttet av Babai et al. (2019) har en etterspørselssannsynlighet på 50%. De 449 valgte produktene har en gjennomsnittlig etterspørselssannsynlighet på 44%. Dette representerer relativt like verdier for variasjon i mengde etterspurt og sannsynlighet for at etterspørsel finner sted. På bakgrunn av dette valgte vi å benytte resultatene for utjevningskonstanter fra Babai et al. (2019). I tabell 6 presenteres modellene med forhåndsutvalgte utjevningskonstanter. De forhåndsutvalgte modellenes prestasjon sammenlignes med benchmark ACM. De forhåndsutvalgte modellene har realistiske prognoser fordi de ikke benytter fremtidsdata for å optimalisere utjevningskonstantene.

Metode	α	β
Croston	0,05	0,05
	0,05	0,15
SBA	0,05	0,05
	0,05	0,2
SES	0,05	
	0,1	
TSB	0,05	0,3

Tabell 6: Forhåndsutvalgte modeller for Croston, SBA, TSB og SES

5.7 EM og prestasjonsmål

For å evaluere hvor godt metodene for etterspørselsprognoser presterer, finnes det en rekke ulike EM som kan benyttes (Se kapittel 3.5). Gitt datagrunnlaget for denne oppgaven er muligens det mest kritiske aspektet hvorvidt de EM som benyttes deles på null eller ikke. Grunnet dette benyttes MSE, RMSE og ME for å evaluere prestasjonen til de ulike metodene.

For alle 114 modeller ble det laget et datasett som viser alle prognosefeilene, for alle produkter og tidsperioder. Dette inkluderer de realistiske og ikke-realistiske modellene. Datasettene inneholder prognosefeilen for 449 produkter over 47 tidsperioder. Hvert datasett inneholder 21 103 observasjoner av prognosefeil. Videre ble hver EM utregnet for hvert enkelt produkt over de 47 tidsperiodene. Deretter ble gjennomsnittet av hver EM over alle produkter tatt i betraktning for endelig evaluering. Resultatene for EM-utregninger for de realistiske modellene er de som blir tatt i betraktning i modellsammenligninger i kapittel 6.5.

For å måle om det er forskjeller i forventet tap mellom prognosene til de realistiske modellene og ACM, blir en modifisert versjon av DM-test benyttet. Utregningene er gjort ved bruk av `dm.test` fra pakken `forecast` (v.8.20; Hyndman & Khandakar 2008). I funksjonen tilsvare prognosefeilene fra ACM «metode1». De forhåndsutvalgte modellene tilsvare «metode2» i funksjonen, og blir testet enkeltvis mot prognosefeilene i ACM. H_0 er at det ikke er forskjeller i forventet tap mellom de to prognosene. H_1 er at det er forskjeller i forventet tap mellom de to prognosene. Testen er tosidig, og signifikansnivå er satt til 0,05.

Prognosehorisonten er satt til $h = 6$ og tapsfunksjonen er satt til $power = 2$.

5.8 Kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning

Dette kapitlet presenterer fremgangsmåte og metode knyttet til konstruksjon av en kostnadsfunksjon. Kostnadsfunksjonen har som hensikt å gi et estimat på den økonomiske påvirkningen av prognosefeil for de ulike statistiske metodene. Her vil konstruksjon og fremstilling av kostnadsfunksjonen forklares. Til slutt vil fremgangsmåte for å benytte kostnadsfunksjonen til evaluering av de statistiske metodene bli presentert.

5.8.1 Grunnlaget for kostnadsfunksjon

For å konstruere en kostnadsfunksjon tas det utgangspunkt i relevant litteratur som har forsøkt å evaluere prognosefeil basert på kostnadene knyttet til dette. Catt (2007) introduserte en kostnadsfunksjon kalt CFE. CFE er fremstilt i figur 16. Basert på kostnadene som inngår i denne funksjonen, er det valgt å benytte lignende fremgangsmåter for å regne ut kostnad av prognosefeilene. Samtidig er det begrensninger i datagrunnlag og informasjon tilgjengelig, som medfører at deler av funksjonen ikke blir tatt høyde for i vår kostnadsfunksjon. På bakgrunn av dette blir kostnadsfunksjonen beskrevet i dette kapitlet en forenklet versjon, med hensikt om å fortsatt kunne gi et bilde på den økonomiske påvirkningen. Fra CFE blir innkjøpskost i kroner per produkt, lagerkostnad i kroner, straff i kroner for utilgjengelige produkter og dekningsbidrag i kroner sentrale.

Martin et al. (2020) introduserte en EM som har som formål å ta i betraktning den økonomiske påvirkningen. Her er kostanden av for lav prognostisering den tapte salgsmuligheten av å ikke ha varer tilgjengelig. Kostnaden ved for høy prognostisering er lagerkostnaden. Denne EM, kalt SPEC, tar ikke for seg kostnaden i kroner, men en vektning av konsekvensen av over- og underprognostisering. Martin et al. (2020) sin fremgangsmåte legger grunnlaget for tanken om å skille kostnader for over- og underprognostisering. Dette blir og sentralt i videre konstruksjon av kostnadsfunksjonen presentert i kapittel 5.8.2.

5.8.2 Konstruksjon og fremstilling av kostnadsfunksjon

Kostnadsfunksjonen i dette delkapittelet tar utgangspunkt i arbeidet til Catt (2007) og Martin et al. (2020). Kostnaden av for lav prognostisering tilsvarer tapte salgsmuligheter og risiko for tap av kundeforhold. Dette i samsvar med praksis etablert av Catt (2007). Ifølge en studie gjennomført av Corsten & Gruen (2003), kommer det frem at dersom et produkt er utilgjengelig, vil 9% av kundene ikke kjøpe produktet i det hele tatt. 31% av kundene velger å kjøpe produktet hos en konkurrent. De resterende 60% velger enten substitutter, eller venter med å kjøpe produktet til det er tilgjengelig. I utarbeidelsen av CFE, legger Catt (2007) dette til grunn. I tillegg legges det til 10% for å representere risiko for tap av kundeforhold. I utregningen av tapte salgsmuligheter resulterer dette i at man beregner tap tilsvarende 50% av dekningsbidraget per produkt som følge av prognosefeilene. I konstruksjon av vår kostnadsfunksjon legges dette til grunn. I kostnadsberegningene benytter Catt (2007) også lagerkostnader og kostprisen per produkt. Dette legges til grunn i vår kostnadsfunksjon, ved at lagerkostnadene beregnes basert på volumet av et enkelt produkt og den prosentvise plassen det tar opp av lageret. Volumet er hentet fra datasettet beskrevet i kapittel 4.2.3. Prosentatsen multipliseres videre med den totale ukentlige lagerkostnaden. Kostprisen per produkt multipliseres med en sats for ukurans satt av AlfaCare på 5%. Dette fordi AlfaCare opplever at 5% av produkter de har på lager ikke blir solgt eller må selges til rabatterte priser. Utregningene for lagerkostnad per produkt og risikoen for ukurans representerer kostanden av for høye prognoser sammenlignet med faktisk salg.

I figur 20 er kostnadsfunksjonen presentert. En notasjon for beskrivelse av de enkelte deler av kostnadsfunksjonen medfølger. Kostnadsfunksjonen fremstilt beregner estimert ukentlig kostnad for én enkelt observasjon av prognosefeil. Dersom prognosefeilen er positiv, det vil si lavere prognose enn faktisk salg, representerer kostnaden tapte salgsmuligheter og risiko for tap av kundeforhold. Dette baserer seg på antall enheter prognostisert for lavt. Antallet multipliseres med 50% av dekningsbidraget. Dersom prognosefeilen er negativ, det vil si høyere prognose enn faktisk salg, representerer kostnaden lagerkostnad og risiko for ukurans. Ukentlig total lagerkostnad multipliseres med den prosentvise lageropptagelsen. Den prosentvise lageropptagelsen utregnes ved å multiplisere volumet av et enkelt produkt med absoluttverdien av prognosefeilen, for deretter å finne andelen dette utgjør av den effektive totale lagringsplassen. Videre multipliseres gjennomsnittlig kostpris for det enkelte produkt med en forhåndsbestemt sats på 0,05, for å representere risikoen for ukurans, for deretter å

multiplisere med absoluttverdien av prognosefeilen i antall enheter. Hvis $E_{ti} = 0$, betyr det at prognosen er korrekt, og medfører $K_{ti} = 0$.

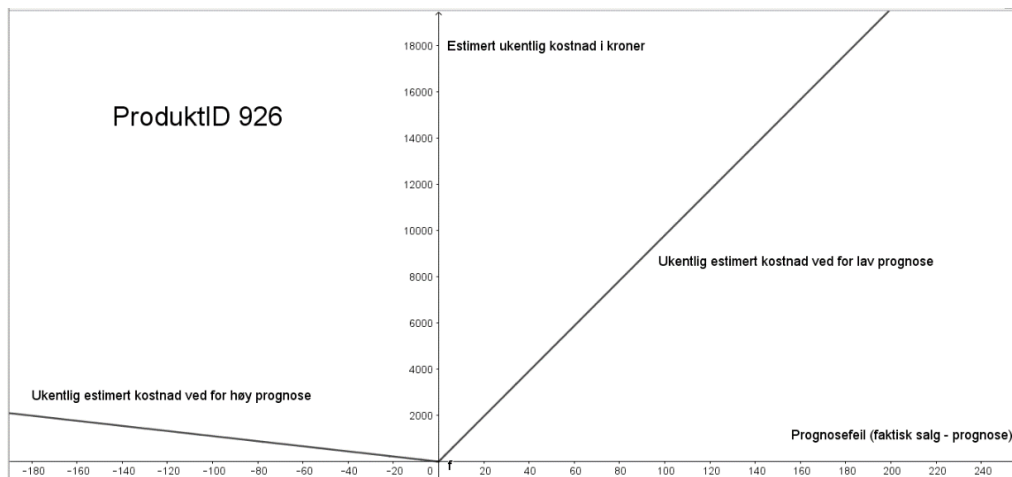
$$E_{ti} = S_{ti} - P_{ti}$$

$$\text{where } \begin{cases} \text{if } E_{ti} > 0 : K_{ti} = E_{ti} \cdot DB_i \cdot (0.4 + 0.1) \\ \text{if } E_{ti} < 0 : K_{ti} = LK \cdot \frac{(V_i \cdot |E_{ti}|)}{LS} + |E_{ti}| \cdot (KPi \cdot 0.05) \\ \text{else} : K_{ti} = 0 \end{cases}$$

E_{ti} = Prognosefeil i antall enheter i tidsperiode = t og for $\text{ProduktID} = i$
 S_{ti} = Faktisk salg i antall enheter i tidsperiode = t og for $\text{ProduktID} = i$
 P_{ti} = Prognostisert salg i antall enheter i tidsperiode = t og for $\text{ProduktID} = i$
 K_{ti} = Ukentlig estimert kostnad i kroner i tidsperiode = t og for $\text{ProduktID} = i$
 DB_i = Gjennomsnittlig dekningsbidrag per enhet for $\text{ProduktID} = i$
 LK = Ukentlig total lagerkostnad
 V_i = Volum i kubikkmeter for $\text{ProduktID} = i$
 LS = Effektiv total lagringsplass i kubikkmeter
 KPi = Gjennomsnittlig kostpris i kroner for $\text{ProduktID} = i$

Figur 20: Utrekning av kostnadsfunksjon med notasjoner

Hvert enkelt produkt har en egen kostnadsfunksjon basert på forskjeller i dekningsbidrag, kostpris og volum. Dette medfører at kostnaden per enhet feilprognostisert varierer for hvert enkelt produkt. For å fremstille hvordan kostnaden fordeles for over- og underprognostisering er en graf av kostnadsfunksjonen for $\text{ProduktID} 926$ fremstilt i figur 21. I figuren kommer det frem at kostnadene knyttet til for lave prognoser straffes hardere enn ved for høye prognoser. Hvordan kostanden gjennomsnittlig fordeles over alle produkter ved over- og underprognostisering presenteres i kapittel 6.7.



Figur 21: Kostnadsfunksjon for ProduktID 926

5.8.3 Evaluering av kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning

For å evaluere den økonomiske påvirkningen av prognosefeil for de statistiske metodene, er ukentlige kostnad for alle tidsperioder over alle produkter tatt i betraktning.

Kostnadsfunksjonen beskrevet i kapittel 5.8.2 blir benyttet for å regne ut ukentlig kostnad enkeltvis for 21 103 observasjoner av prognosefeil. For å evaluere de ulike metodene og tilhørende modeller for økonomisk påvirkning er summen av estimerte ukentlige kostnader for de 449 produktene i hver enkelt tidsperiode regnet ut. Deretter utregnes gjennomsnittet av den estimerte ukentlige kostnaden over de 47 tidsperiodene, som gir grunnlag for endelig sammenligning av modeller. Den estimerte gjennomsnittlig ukentlige kostnaden av prognosefeil for hver enkelt metode og modell blir vurdert på kostnaden i kroner, rundet av til nærmeste 100. Modellen med lavest estimert gjennomsnittlig ukentlig kostnad blir vurdert til å prestere best gitt den økonomiske påvirkningen. I tillegg vil et estimat på årlig kostnad bli regnet ut, der den gjennomsnittlige ukentlige kostnaden multipliseres med 52 og representerer alle ukene i et år.

6 Resultater

I dette kapittelet vil resultatene for etterspørselsprognoser fra de statistiske metodene bli presentert. Prestasjonen til de statistiske metodene vil bli vurdert basert på tre EM. De EM som benyttes er MSE, RMSE og ME. Først blir resultater for utregninger av EM for ACM presentert. Videre vil det presenteres resultater fra de forhåndsutvalgte og realistiske modellene. Deretter presenteres det resultater fra de ikke-realistiske modellene med ulike kombinasjoner av utjevningskonstanter som er testet. Modellsammenligninger og resultater fra hypotesetesting blir også gjort rede for. Til slutt blir resultater fra kostnadsfunksjonen og den økonomiske påvirkningen presentert.

6.1 Benchmark og utregninger av EM for ACM

Tabell 7 presenterer resultatene for utregninger av MSE, RMSE og ME når ACM er benyttet. En ME-verdi på 0,26 indikerer at det prognostiseres lavere enn det faktiske salget. Verdiene for EM blir brukt som sammenligningsgrunnlag i modellsammenligninger i kapittel 6.5. ACM benytter ikke fremtidsdata for optimalisering, og gir i så måte realistiske prognoser.

ACM				
α	β	RMSE	MSE	ME
		24,23	586,99	0,26

Tabell 7: Resultater for EM med ACM

6.2 EM utregninger for forhåndsutvalgte modeller

Tabell 8 viser utregnede EM for forhåndsutvalgte modeller med gitte α og β verdier. De forhåndsutvalgte modellene representerer de realistiske prognosene. Grunnlaget for trenings- og testdataen er likt for alle resultater som fremstilles i kapittel 6. Modellen som oppnår lavest score for de ulike EM er markert i grønt i tabellen.

Metode	α	β	RMSE	MSE	ME
Croston	0,05	0,05	24,23	587,26	0,11
	0,05	0,15	24,18	584,54	0,07
SBA	0,05	0,05	24,23	587,27	0,22
	0,05	0,2	24,21	585,91	0,53
SES	0,05		24,32	591,52	0,07
	0,1		24,75	612,43	0,04
TSB	0,05	0,3	24,87	618,42	0,28

Tabell 8: Resultater for EM for forhåndsutvalgte modeller

Resultatene viser at Croston med α 0,05 og β 0,15 oppnår lavest MSE og RMSE. SES med α 0,1 oppnår lavest ME på 0,04, som gir indikasjoner på lavt «bias». TSB med α 0,05 og β 0,3 presterer dårligst basert på MSE og RMSE. Basert på MSE og RMSE oppnår modellene lavest verdier i stigende rekkefølge: Croston, SBA, SES og TSB.

6.3 Utrengninger av EM med kombinasjon av ulike utjevningskonstanter for ikke-realistiske modeller

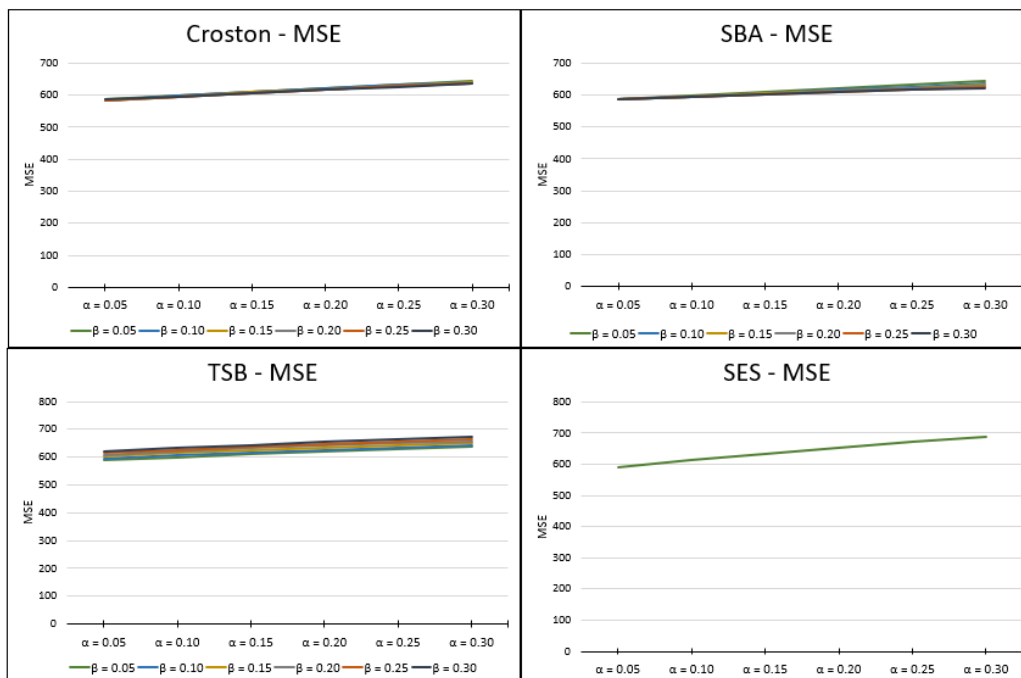
I dette delkapittelet blir resultater fra utregninger for MSE, RMSE og ME for de ikke-realistiske modellene presentert. Resultatene fremstilles i tabell 9, og viser EM når kombinasjoner av utjevningskonstanter varierer fra 0,05 til 0,3 for α og β . Resultatene for de ulike EM-verdiene baserer seg på ikke-realistiske prognoser, og er derfor ikke fokusområdet i dette delkapittelet. Formålet med tabellen, er å vise hvordan man i AlfaCare burde optimalisert utjevningskonstantene dersom et større datagrunnlag hadde vært tilgjengelig.

	β / α	ME						MSE						RMSE					
		0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
Croston	0.05	0,11	0,11	0,06	0,04	0,03	0,02	587,26	598,60	611,11	623,11	633,96	645,15	24,23	24,47	24,72	24,96	25,18	25,40
	0.10	0,07	-0,02	-0,03	-0,07	-0,10	-0,12	585,19	597,42	609,62	621,17	631,68	642,12	24,19	24,44	24,69	24,92	25,13	25,34
	0.15	0,07	-0,08	-0,12	-0,14	-0,16	-0,18	584,54	596,62	608,71	619,48	629,67	639,28	24,18	24,43	24,67	24,89	25,09	25,28
	0.20	0,06	-0,09	-0,16	-0,18	-0,20	-0,22	584,39	596,00	607,88	618,57	628,19	637,48	24,17	24,41	24,66	24,87	25,06	25,25
	0.25	0,05	-0,12	-0,18	-0,22	-0,24	-0,26	584,64	596,11	607,39	617,94	627,37	636,33	24,18	24,42	24,65	24,86	25,05	25,23
	0.30	0,04	-0,15	-0,21	-0,25	-0,27	-0,29	585,70	596,56	607,47	617,62	626,92	635,70	24,20	24,42	24,65	24,85	25,04	25,21
SBA	0.05	0,22	0,21	0,17	0,15	0,14	0,13	587,27	598,06	610,17	621,43	631,84	642,37	24,23	24,46	24,70	24,93	25,14	25,35
	0.10	0,28	0,23	0,22	0,18	0,16	0,14	585,47	596,29	607,34	617,64	626,91	636,22	24,20	24,42	24,64	24,85	25,04	25,22
	0.15	0,41	0,31	0,29	0,27	0,25	0,23	585,61	595,27	605,58	614,60	623,09	631,05	24,20	24,40	24,61	24,79	24,96	25,12
	0.20	0,53	0,43	0,39	0,37	0,35	0,33	585,91	594,74	604,08	612,75	620,28	627,47	24,21	24,39	24,58	24,75	24,91	25,05
	0.25	0,64	0,55	0,50	0,48	0,46	0,44	587,16	594,98	603,38	611,41	618,35	624,88	24,23	24,39	24,56	24,73	24,87	25,00
0.30	0,75	0,66	0,61	0,59	0,57	0,56	588,67	595,93	603,36	610,59	616,98	622,93	24,26	24,41	24,56	24,71	24,84	24,96	
TSB	0.05	0,18	0,07	0,02	-0,01	-0,03	-0,04	588,06	598,81	609,65	619,58	628,55	637,14	24,25	24,47	24,69	24,89	25,07	25,24
	0.10	0,23	0,09	0,04	0,01	0,00	-0,02	595,91	606,71	617,25	626,52	634,92	642,95	24,41	24,63	24,84	25,03	25,20	25,36
	0.15	0,25	0,10	0,05	0,02	0,00	-0,01	603,56	614,56	625,10	634,30	642,63	650,59	24,57	24,79	25,00	25,19	25,35	25,51
	0.20	0,26	0,10	0,04	0,01	0,00	-0,01	609,48	621,22	632,06	641,40	649,79	657,82	24,69	24,92	25,14	25,33	25,49	25,65
	0.25	0,27	0,09	0,03	0,01	-0,01	-0,02	614,10	627,00	638,44	648,00	656,52	664,67	24,78	25,04	25,27	25,46	25,62	25,78
0.30	0,28	0,09	0,02	0,00	-0,02	-0,03	618,42	632,33	644,58	654,45	663,15	671,45	24,87	25,15	25,39	25,58	25,75	25,91	
SES		0,07	0,04	0,03	0,02	0,00	-0,01	591,52	612,43	633,36	652,75	671,04	689,12	24,32	24,75	25,17	25,55	25,90	26,25

Tabell 9: MSE, RMSE og ME utregninger ved kombinasjoner av utjevningskonstanter (ikke-realistiske modeller)

6.4 Visualisering av MSE for kombinasjoner av utjevningskonstanter – ikke-realistiske modeller

I dette delkapittelet presenteres figur 22 i form av fire linjediagram med MSE-utregninger for de ikke-realistiske modellene av Croston, SBA, TSB og SES. Dette for ulike kombinasjoner av utjevningskonstanter. I figuren presenteres en linje for hver β -verdi, der α varierer i linjen. Y-aksen representerer MSE-verdier. Hensikten med figur 22 er å vise hvordan MSE-verdien påvirkes av ulike verdier for utjevningskonstantene α og β . I de ikke-realistiske prognosene vises det en trend der lave α -verdier resulterer i en lavere MSE-verdi. Dette kommer frem ved at for hvert steg α stiger med 0,05, øker MSE i alle steg opp til 0,30. Det fremkommer fra figuren at verdiene for β gir marginale utslag på MSE-verdiene.



Figur 22: Linjediagram – MSE-verdier for kombinasjoner av utjevningskonstanter for Croston, SBA, TSB og SES (ikke-realistiske)

6.5 Modellsammenligninger – realistiske prognoser

Herunder vil de forhåndsutvalgte realistiske modellene for Croston, SBA, TSB og SES presenteres og sammenlignes mot ACM.

De forhåndsutvalgte modellene har positive verdier for ME, noe som betyr at de systematisk prognostiserer noe lavere salg, sammenlignet med det faktiske salget. De forhåndsutvalgte

modellene, med unntak av SBA med α 0,05 og β 0,2 og TSB med α 0,05 og β 0,3, oppnår lavere verdier for ME, sammenlignet med ACM. Resultatene viser at Croston og SBA oppnår lavere verdier for MSE og RMSE sammenlignet med ACM. SES og TSB oppnår høyere verdier for samme EM. Forskjellene i RMSE-verdiene marginale, der de best presterende modellene er i nærheten av de dårligst presterende modellene. De små forskjellene i EM-utregninger for de fire metodene sammenlignet med ACM, medfører at man ikke med sikkerhet kan si om det er forskjell i hvordan prognosene presterer. Resultater fra hypotesetester fremstilles i kapittel 6.6.

Modellsammenligninger					
Resultater forhåndsutvalgte modeller					
Metode	α	β	RMSE	MSE	ME
Croston	0,05	0,05	24,23	587,26	0,11
	0,05	0,15	24,18	584,54	0,07
SBA	0,05	0,05	24,23	587,27	0,22
	0,05	0,2	24,21	585,91	0,53
SES	0,05		24,32	591,52	0,07
	0,1		24,75	612,43	0,04
TSB	0,05	0,3	24,87	618,42	0,28

Alfa care - Benchmark					
Metode	α	β	RMSE	MSE	ME
AlfaCare			24,23	586,99	0,26

Figur 23: Resultater fra modellsammenligninger

6.6 Hypotesetesting

Tabell 10 viser resultater fra DM testing med alle de realistiske forhåndsutvalgte modellene, testet enkeltvis mot ACM. P-verdien viser testresultatene fra hver modell. H_0 er at det ikke er forskjell i forventet tap mellom de konkurrerende prognosene. Resultatene fra alle DM-testene viser at man ikke kan forkaste H_0 . Dette vil si at det ikke er nok bevis i dataen til å konkludere med at H_0 er falsk for noen av testene.

Testresultater

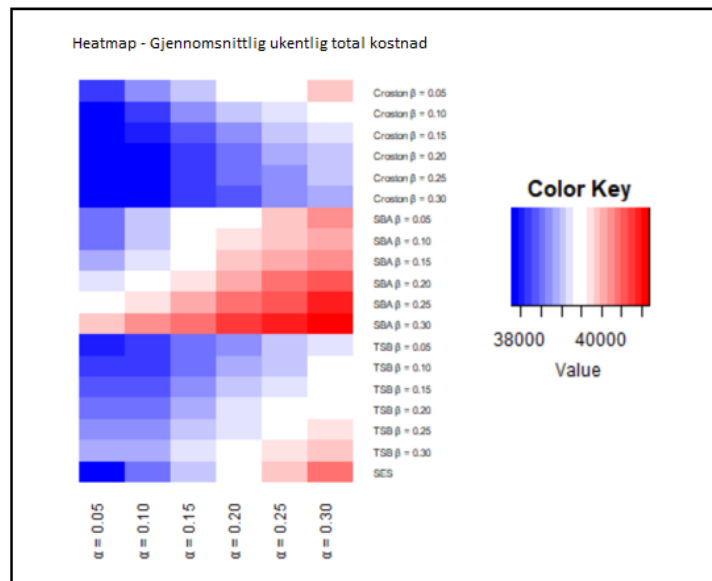
Modeller	P-verdi
Croston $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.05$	0,95
Croston $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.15$	0,61
SBA $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.05$	0,93
SBA $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.20$	0,77
TSB $\alpha = 0.05$, $\beta = 0,30$	0,08
SES $\alpha = 0.05$	0,38
SES $\alpha = 0.10$	0,15

Tabell 10: Resultater fra hypotesetester (DM)

6.7 Kostnadsfunksjon og økonomisk påvirkning

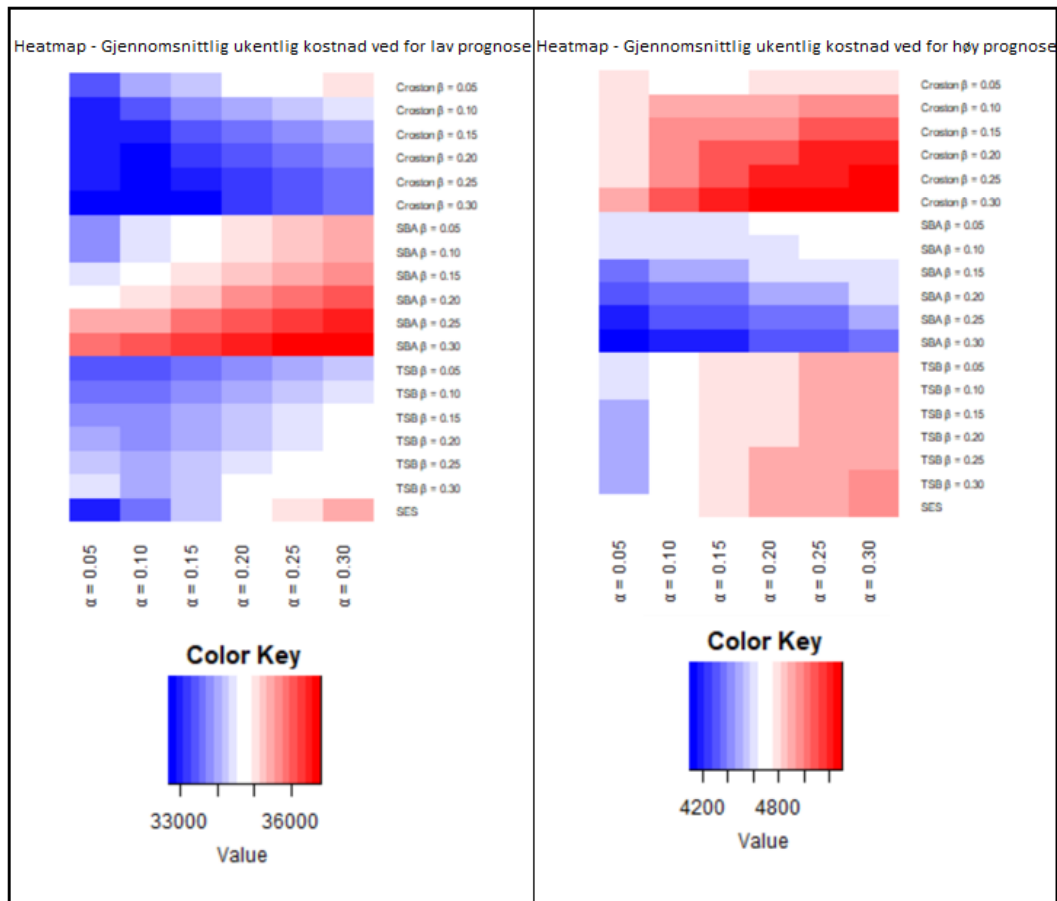
I dette delkapittelet vil resultater fra kostnadsfunksjonen presenteres i form av «heatmaps». Kostnadsfunksjonen har som hensikt å gi et bilde på den økonomiske påvirkningen av prognosefeil. Resultatene fra kostnadsfunksjonen i dette delkapittelet baserer seg på resultatene fra de ikke-realistiske modellene med kombinasjoner av utjevningskonstanter for de 114 modellene, og har som hensikt å vise hvordan man kan evaluere statistiske etterspørselsprognoser basert på økonomisk påvirkning.

Figur 24 viser et «heatmap» over gjennomsnittlig ukentlig total kostnad. Blå farge indikerer lavest verdier for gjennomsnittlig ukentlig total kostnad. Når den går mot rød, indikerer det høyere kostnader. *Color Key* fra figurene viser fargekoden for verdiene til den estimerte gjennomsnittlige ukentlige kostnaden i kroner. Av figuren kan man se at modeller med $\alpha = 0,05$ gjennomgående oppnår lavere kostnader, og at kostnaden øker når α stiger. Videre viser figuren at SBA er metoden som presteres dårligst, gitt økonomisk påvirkning. I vedlegg 1 fremstilles fullstendige utregninger og verdiene benyttet for å lage figur 24.



Figur 24: Heatmap – total gjennomsnittlig ukentlig kostnad

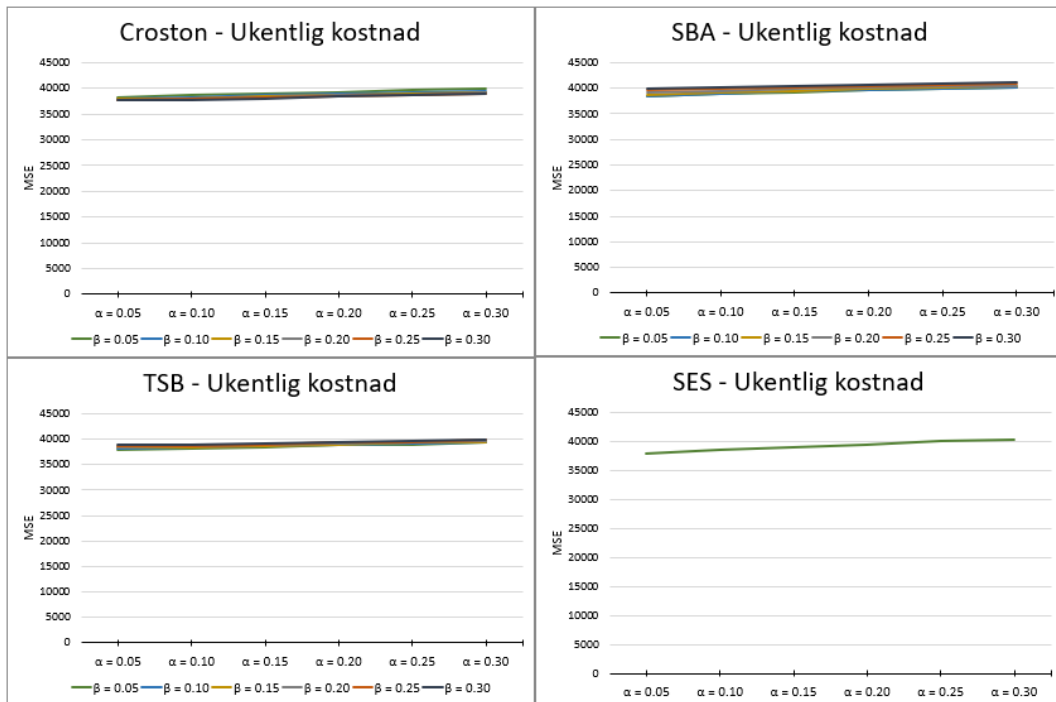
Figur 25 viser to ulike heatmaps, og har som formål å vise kostnadsfordelingen ved under- og overprognostisering. Til venstre i figuren vises gjennomsnittlig ukentlig kostnad ved for lave prognoser, og representerer kostnaden for tapte salgsmuligheter og risiko for tap av kundeforhold fra kostnadsfunksjonen. Til høyre i figuren vises gjennomsnittlig ukentlig kostnad ved for høye prognoser, og representerer kostnaden for lagerkostnad og risiko for ukurans. Fra utregninger basert på vedlegg 2, kommer det frem at gjennomsnittlig ukentlig kostnad ved for lav prognose er 34 376kr, og 4 759kr ved for høye prognoser. Kostnaden for tapte salgsmuligheter står i gjennomsnitt for 87,8% av kostnaden. Kostnaden ved for høye prognoser står for 12,2%.



Figur 25: Heatmap – gjennomsnittlig kostnad for over- og underprognostisering

6.8 Visualisering av kostnadsfunksjonen og økonomisk påvirkning

I dette delkapittelet presenteres figur 26 i form av fire linjediagram med kostnadsutregninger for Croston, SBA, TSB og SES. Dette for ikke-realistiske modeller med ulike kombinasjoner av utjevningskonstanter. Figuren baseres på resultater fra kostnadsutregninger fremstilt i vedlegg 1. I figuren presenteres en linje for hver β -verdi, der α varierer i linjen. Y-aksen representerer estimert gjennomsnittlig ukentlig kostnad i kroner. Hensikten med figur 26 er å vise hvordan gjennomsnittlig ukentlig kostnad påvirkes av ulike verdier for utjevningskonstanter α og β . Resultatene viser en trend der lave α -verdier resulterer i en lavere kostnader. Det kommer frem ved at for hvert steg α stiger med 0,05, øker kostnadene i alle steg opp til 0,30. For AlfaCare ville dette vært en hensiktsmessig fremgangsmåte for å evaluere den økonomiske påvirkningen til modellene, dersom et større datagrunnlag hadde vært tilgjengelig.



Figur 26: Gjennomsnittlig ukentlig kostnad for kombinasjoner av utjevningskonstanter for Croston, SBA, TSB og SES

6.9 Modellsammenligninger – økonomisk påvirkning

I dette delkapittelet vil den gjennomsnittlige ukentlige kostnaden for de forhåndsutvalgte realistiske modellene sammenlignes med ACM. Hensikten er å fremstille resultater for hvordan de ulike modellene presterer gitt den økonomiske påvirkningen.

Fra tabell 11 kommer det frem at SES oppnår den laveste gjennomsnittlige ukentlige kostnaden. Denne modellen er estimert til å oppnå 500 kr lavere ukentlig kostnad sammenlignet med ACM. Årlig vil dette tilsvare 26 000 kr. Croston oppnår en estimert ukentlig kostnad på 400 kr mindre enn ACM. Dette tilsvarer 20 800 kr årlig. TSB og SBA er estimert til å oppnå marginalt høyere ukentlig kostnad sammenlignet med ACM.

Metode	α	β	Gjennomsnittlig ukentlig kostnad i kroner (avrundet til nærmeste 100)
Croston	0,05	0,05	38200
	0,05	0,15	37900
SBA	0,05	0,05	38500
	0,05	0,2	39200
SES	0,05		37800
		0,1	38500
TSB	0,05	0,3	38900
ACM			38300

Tabell 11: Resultater for modellsammenligninger basert på kostnad i kroner

7 Diskusjon

Formålet med oppgaven var å benytte etablerte egnede statistiske metoder for etterspørselsprognoser med mål om å redusere feilmarginer og oppnå kostnadsbesparelser for AlfaCare. I tillegg var det et mål å evaluere prognosene fra statistiske og økonomiske perspektiver. Resultatene vil hovedsakelig diskuteres i samsvar med forskningsspørsmålene som er satt. Først diskuteres hovedfunnene. Videre diskuteres grad av overførbarhet, ekstern validitet og videre forskning.

7.1 Hovedfunn

I denne oppgaven fokuseres det på statistiske metoder for å predikere fremtidig etterspørsel. AlfaCare bruker i dag en relativt simpel metode for etterspørselsprognoser. Resultatene fra denne casestudien viser at det er marginale forskjeller i prestasjon mellom ACM og de egnede etablerte statistiske metodene benyttet i denne oppgaven. Dette på bakgrunn av små differanser i EM-utregninger i resultatene. Fra DM-testene kommer det frem i resultater at de realistiske modellene ikke har signifikante forskjeller i forventet tap sammenlignet med ACM. Sett fra et statistisk perspektiv kan det dermed argumenteres for at de statistiske metodene benyttet, ikke evner å redusere feilmarginer i prognosene sammenlignet med ACM.

AlfaCare opplever et etterspørselsmønster som er å klassifisere som «lumpy». Dette på bakgrunn av at de gjennomsnittlige verdiene for CV^2 og ADI er betydelig høyere enn grenseverdiene på $CV^2 = 0,49$ etablert av Syntetos et al. (2005) og $ADI = 1,32$ etablert av Johnson & Boylan (1996). Desto høyere verdiene for CV^2 og ADI er, desto større er variasjonen i etterspørsel og viser til færre positive salgsobservasjoner. Fra resultater kommer det som nevnt frem at det ikke kan konkluderes med at de etablerte egnede statistiske metodene har forskjeller i forventet tap sammenlignet med ACM. Dette underbygger påstanden til Amin-Amin-Naseri & Tabar (2008) som påpeker at etterspørsel klassifisert som «lumpy» er av de mest utfordrende problemene når det kommer til etterspørselsprognoser.

Kostnadsfunksjonen evner å vise økonomiske perspektiver ved at ulike produkter har forskjellige kostnader knyttet til seg basert på dekningsbidrag, volum og kostpris. På denne måten adresserer kostnadsfunksjonen hvilke produkter som har størst effekt av forbedring av prognoser og hvordan de påvirker det totale kostnadsbildet. Kostnadsfunksjonen kan brukes

for å sammenligne modeller, ved at den gir estimerte kostnader av prognosefeilene for de ulike modellene. Til tross for at kostnadsfunksjonen ikke tar for seg alle kostnader i samsvar med Catt (2007), kommer fortsatt aspekter ved den økonomiske påvirkningen frem i resultatene.

Fra resultater i kapittel 6.9 blir de realistiske modellene sammenlignet med ACM basert på den ukentlige kostnaden prognosefeilene medfører. Her kommer det frem at modellen med lavest estimert gjennomsnittlig kostnad gir årlige kostnadsbesparelser på 26 000kr sammenlignet med ACM. Selv med små forskjeller i prestasjon fra et statistisk perspektiv, kommer det frem forskjeller i prestasjon for økonomisk påvirkning. Samtidig kan det argumenteres for at det fra et bedriftsperspektiv ikke er betydelige kostnadsbesparelser, og at resultatene i så måte ikke viser vesentlige forskjeller mellom prognosene. For AlfaCare med en årlig omsetning på over 40 millioner, vil en kostnadsbesparelse på 26 000kr nødvendigvis ikke være av stor betydning. I tillegg er det usikkert hvorvidt implementering av løsningen vil forsvare kostnadene det medfører.

7.2 Begrensninger og usikkerhet

Det er begrensninger i mengden data hentet ut fra AlfaCare sitt ERP-system. Dette medførte få ukentlige observasjoner av salg for de ulike produktene, der tidsserien inneholder 156 observasjoner for hvert produkt. Dette medførte begrensninger i optimaliseringen av modellene, da fremgangsmåte for optimalisering medfører ikke-realistiske modeller i denne casestudien. Det samsvarer med Spiliotis et al. (2020) som påpeker at det er en vanskelig oppgave å prognostisere tidsserier med sporadisk etterspørsel.

AlfaCare selger produkter til både privatkunder og bedriftskunder. I uthenting av data var det ikke mulig å skille på de to kundekategoriene. Det er derfor usikkerhet knyttet til hvordan ulike kundeatferd hos de to kundegruppene har resultert i støy i datagrunnlaget.

Med tanke på at det benyttes metoder for etterspørselsprognoser med én variabel, vil ikke andre faktorer enn faktisk salg være utgangspunkt for prognostiseringen. Dette medfører en begrensning der prognosene ikke kan fange opp andre påvirkningsfaktorer som for eksempel markedsføring, sesong og konkurrenters atferd. Informasjon og data angående andre faktorer var ikke tilgjengelig.

En begrensning for kostnadsfunksjonen er at den kun tar for seg et utvalg av kostnader knyttet til over- og underprognostisering. På denne måten vil ikke resultatene nødvendigvis gjenspeile hele bildet av kostnader knyttet til prognosefeil. Utvalget av kostnadene som benyttes er basert på tilgjengelig data. På samme måte som Martin et al. (2020), ble fiktive lager, og kostnadene knyttet til dette tatt i betraktning. Dette medfører usikkerhet i realiteten av kostnadsberegningene, hvor kostnadsfunksjonen straffer prognosefeil over hele tidsperioden. I realiteten vil ikke AlfaCare kjøpe inn produkter dersom det allerede er nok enheter av et produkt på lager.

Det er knyttet usikkerhet til satsen om at 40% av kundene ikke vil kjøpe produkter fra AlfaCare hvis det ikke er tilgjengelig til en gitt tid. Det samme gjelder for satsen for risiko for tap av kundeforhold satt til 10%. I virkeligheten kan det hende AlfaCare opplever annen kundeatferd enn det Catt (2007) benyttet i CFE og som ble brukt inn i kostnadsfunksjonen. Det er usikkerhet i satsen for ukurans på 5%. Selv om AlfaCare benytter dette som utgangspunkt, blir alle produkter håndtert likt i kostnadsfunksjonen. I realiteten vil det være produkter som har større og mindre risiko for ukurans, og dermed usikkerhet i kostnadsutregningene for hvert enkelt produkt.

7.3 Ekstern validitet

Ekstern validitet innebærer i hvilken grad funn i resultatene for denne casestudien vil være overførbare til andre studier. AlfaCare leverer et bestemt utvalg nisjeprodukter til en bestemt kundebase. På bakgrunn av dette er funnene gjort i denne casestudien lite overførbare, med tanke på at andre bedrifter og bransjer kan ha andre utgangspunkt. Dette med tanke på forskjeller i produkter, tjenester og kundebase. Samtidig vil ulike bedrifter oppleve ulike mønstre og trender i etterspørselen, som ikke nødvendigvis samsvarer med slik det er i AlfaCare.

Kostnadsfunksjonen benytter dekningsbidrag, volum, kostpris og lagerkost for utregning av estimerte ukentlige kostnader. Det er overførbart til andre produktkategorier og bransjer, basert på at dette vil kunne tilpasses situasjon og datagrunnlag hos andre. På bakgrunn av at kostnadsfunksjonen benytter prognosefeil som utgangspunkt for utregning, er bruken av kostnadsfunksjonen overførbart til andre metoder for etterspørselsprognostiseringer. Satsene

for ukurans, tapt salg og tap av kundeforhold benyttet for AlfaCare er lite overførbart, med tanke på at dette vil variere avhengig av produktkategorier og bransjer. Likevel kan dette tilpasses den enkelte aktør, dersom de har den nødvendige informasjonen tilgjengelig.

7.4 Videre forskning

Denne oppgaven benytter de statistiske metodene Croston, SBA, TSB og SES for å prognostisere fremtidig etterspørsel hos AlfaCare for 449 produkter. Det ville vært interessant å benytte metodene på et større datagrunnlag, slik at man kunne optimaliserte modellene i større grad. Dette for å se om det kunne redusert feilmarginene i prognoser hos AlfaCare. Det kommer frem i denne casestudien at det ikke er signifikante forskjeller i forventet tap ved bruk av statistiske metoder sammenlignet med ACM. Samtidig ble det en naturlig begrensning å ta for seg fire egnede statistiske metoder som er mye brukt i litteraturen. Det finnes flere metoder for å prognostisere «lumpy» etterspørselsmønstre. Det hadde vært ønskelig å videre benytte andre metoder, og se hvordan de presterer opp mot metodene benyttet i denne oppgaven.

I litteraturen kommer det frem at det er ønskelig å kunne evaluere etterspørselsprognoser basert på den økonomiske påvirkningen. I denne oppgaven er det utarbeidet en forenklet kostnadsfunksjon som gir estimerte gjennomsnittlig ukentlige kostnader for over- og underprognostisering. For videre forskning ville det vært interessant å teste hvorvidt modeller er bedre enn andre fra et økonomisk perspektiv på bakgrunn av forventet tap. For å gjennomføre dette kan kostnadsfunksjonen beskrevet i denne oppgaven benyttes som tapsfunksjon i DM-test. Fra resultater kommer det frem hvordan de ulike metodene presterer, gitt kostnadsfunksjonen. Det ville vært interessant å se på i hvilken grad kostnadene som fremkommer fra kostnadsfunksjonen gir et realistisk bilde av de faktiske kostnadene prognosefeilene medfører, i den grad det er mulig å kvantifisere. Videre ville det vært interessant å evaluere andre metoder for prognostisering av etterspørsel, basert på den økonomiske påvirkningen.

8 Konklusjon og anbefalinger

8.1 Konklusjon

For bedrifter som operer innen segmentet detalj- og grossisthandel, er evnen til å møte kunders behov for produkter avgjørende for konkurransedyktigheten. Ulike metoder for etterspørselsprognoser er en viktig komponent når det kommer til å kunne levere produkter til rett tid og i riktig mengde. Teknologisk utvikling har muliggjort innhenting av mer komplekse datagrunnlag, som igjen har gitt bedre grunnlag for bruken av etterspørselsprognoser. Etterspørselsprognoser har potensialet til å forbedre ledetid, spare kostnader, forbedre den operasjonelle effektiviteten og sørge for mer tilfredse kunder. Bruken av etterspørselsprognoser er anerkjent og benyttes i dag i de fleste bedrifter. Statistiske metoder for etterspørselsprognoser som er egnet for «lumpy» etterspørselsmønstre er benyttet i denne oppgaven. Videre vises det i litteraturen til et ønske om å kunne si noe om den økonomiske påvirkningen etterspørselsprognoser har for bedrifter.

I denne oppgaven presenteres de etablerte statistiske metodene Croston, SBA, TSB og SES, med formål om å se hvorvidt disse metodene evner å redusere feilmarginene i etterspørselen hos AlfaCare. Videre i oppgaven blir det utarbeidet en kostnadsfunksjon som har som formål å evaluere prognosene basert på den økonomiske påvirkningen de har for bedriften.

Noen av de realistiske modellene oppnår lavere verdier for RMSE og MSE. Forskjellene er likevel små, og modellene som oppnår best verdier for disse EM, ligger nære modellene som presterer dårligst. På bakgrunn av dette gjennomføres en DM-test, for å se hvorvidt det er signifikant forskjell i forventet tap i de realistiske metodene, sammenlignet med ACM. DM-testene viser at det ikke er signifikant forskjell i forventet tap når modellene sammenlignes med dagens praksis i AlfaCare. Dette medfører at man fra et statistisk perspektiv, ikke kan konkludere med at de etablerte egnede statistiske metodene benyttet i denne oppgaven evner å redusere feilmarginen i prognose hos AlfaCare.

Kostnadsfunksjonen evner å evaluere hvor godt man klarer å predikere fremtidig etterspørsel fra et økonomisk perspektiv, basert på deler av kostnadsbildet. Resultater fra kostnadsfunksjonen viser at SES oppnår en estimert kostnadsbesparelse på 26 000 kr årlig. Samtidig er 26 000 kr årlig, sett fra et økonomisk- og bedriftsperspektiv, en relativt ubetydelig

sum. Det kan derfor også her argumenteres for at forskjellene er små, og at modellene som oppnår best verdier gitt den økonomiske påvirkningen, ligger nære modellene som presterer dårligst. På bakgrunn av funn fra EM-utregninger, kostnadsfunksjon og bruken av DM-test kan det derfor ikke konkluderes med at etablerte statistiske metoder benyttet i denne oppgaven evner å predikere fremtidig etterspørsel bedre, sammenlignet med dagens praksis hos AlfaCare.

8.2 Anbefalinger

Resultatene fra denne casestudien viser at egnede statistiske metoder ikke har signifikant forskjell i forventet tap sammenlignet med ACM. Resultatene fra kostnadsfunksjonen viser at modellen som oppnår lavest estimert gjennomsnittlig kostnad oppnår en kostnadsbesparelse på 26 000kr årlig. Likevel er det knyttet usikkerhet til resultatene, og forbedringene er relativt marginale sett fra et bedriftsperspektiv. Derfor anses det som lite sannsynlig at ressurser og tid som kreves for å implementere løsningen, vil kunne forsvares i form av økte kostnadsbesparelser. På bakgrunn av dette anbefaler vi AlfaCare å ikke implementere løsningene som fremstilles i denne oppgaven.

Etterspørselsmønsteret i datagrunnlaget til AlfaCare karakteriseres av stor variasjon i mengde etterspurt og mange ukentlige observasjoner av null salg, som medfører en høy grad av «lumpyness». Resultatene fra denne oppgaven viser at det utfordrende å prognostisere denne typen etterspørselsmønster. Dette kommer også frem i andre studier med lignende datagrunnlag. At AlfaCare anbefales å ikke implementere løsningene er gjeldende så sant etterspørselsmønsteret fortsetter å karakteriseres av tilnærmet lik variasjon i mengde etterspurt og ukentlige observasjoner av null salg. Dersom etterspørselsmønsteret endrer seg vil vi anbefale AlfaCare å gjennomføre en ny klassifisering, for å se hvorvidt andre metoder for etterspørselsprognoser er bedre egnet. Samtidig rådes AlfaCare til å holde seg oppdatert over utviklingen innen forskning angående metoder for etterspørselsprognoser, da nye og forbedrede metoder innenfor fagfeltet vil være fordelaktig for bedriften.

9 Litteraturliste

- Almeida, W. M. & Veiga, C. P. (2022). Does demand forecasting matter to retailing? *Journal of Marketing Analytics*, 10(1), 219-232. <https://doi.org/10.1057/s41270-022-00162-x>
- Amin-Naseri, M. R. & Tabar, B. R. (2008). Neural network approach to lumpy demand forecasting for spare parts in process industries. *2008 International Conference on Computer and Communication Engineering*, 1378-1382.
<http://dx.doi.org/10.1109/ICCCE.2008.4580831>
- Armstrong, J. S. & Collopy, F. (1992). Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8(1), 69-80.
[https://doi.org/10.1016/0169-2070\(92\)90008-W](https://doi.org/10.1016/0169-2070(92)90008-W)
- Babai, M. Z., Ali, M. M. & Nikolopoulos, K. (2012). Impact of temporal aggregation on stock control performance of intermittent demand estimators: empirical analysis. *Omega*, 40(6), 713-721. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2011.09.004>
- Babai, M. Z., Dallery, Y. Boubaker, S. & Kalai, R. (2019). A new method to forecast intermittent demand in the presence of inventory obsolescence. *International Journal of Production Economics*, 209, 30-41. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.01.026>
- Babai, M. Z., Syntetos, A. A. & Teunter, R. H. (2014). Intermittent demand forecasting: An empirical study on accuracy and the risk of obsolescence. *International Journal of Production Economics*, 157, 212-219. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.08.019>
- Caldeira, J. F., Moura, G. V. & Santos, A. A. P. (2016). Predicting the yield curve using forecast combinations. *Computational Statistics & Data Analysis*, 100, 79-98.
<https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.05.008>
- Catt, P. M. (2007). Assessing the cost of forecast error: a practical example. *The International Journal of Applied Forecasting*, 5-10. http://sonsindia.com/_r/uploads/2008/03/white-paper-march-08-the-cost-of-sales-forecasting-errors.pdf

- Cenesizoglu, T. & Timmermann, A. (2012). Do return prediction models add economic value? *Journal of Banking & Finance*, 36(11), 2974-2987.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.06.008>
- Chen, H., Wan, Q. & Wang, Y. (2014). Refined Diebold-Mariano test methods for the evaluation of wind power forecasting models. *Energies*, 7(7), 4185-4198.
<https://doi.org/10.3390/en7074185>
- Corsten, D. & Gruen, T. (2003), Desperately seeking shelf availability: an examination of the extent, the causes, and the efforts to address retail out-of-stocks. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 31(12), 605-617.
<http://dx.doi.org/10.1108/09590550310507731>
- Croston, J. D. (1972). Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Operational Research Quarterly*. 23(3), 289-303. <https://doi.org/10.2307/3007885>
- Diebold, F. X. & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 134-144.
- Eaves, A. H. C. & Kingsman, B. G. (2004). Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts. *Journal of the Operational Research Society*, 55, 431-437.
<https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601697>
- Emrouznejad, A., Tabar, B. R. & Petridis, K. (2016). A novel ranking procedure for forecasting approaches using data envelopment analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 111, 235-243. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.07.004>
- Fisher, M. & Raman, A. (2018). Using data and big data in retailing. *Production and operations management*, 27(9), 1665-1669. <https://doi.org/10.1111/poms.12846>
- Gilliland, M. (2013). FVA: A reality check on forecasting practices. *The International Journal of Applied Forecasting*, 14-18. https://forecasters.org/wp-content/uploads/FVA_A-Reality-Check_Foresight29.pdf
- Gutierrez, R. S., Solis, A. O. & Mukhopadhyay, S. (2008). Lumpy demand forecasting using neural networks. *International Journal of Production Economics*, 111(2), 409-420.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.01.007>

- Harvey, D., Leybourne, S. & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, 13(2), 281-291.
[https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(96\)00719-4](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(96)00719-4)
- Hyndman, R. J. & Khandakar, Y. (2008). Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. *Journal of Statistical Software*, 27(3), 1–22.
<https://doi.org/10.18637/jss.v027.i03>
- Hyndman, R. J. & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Johnston, F., & Boylan, J. E. (1996). Forecasting for Items with Intermittent Demand. *Journal of the Operational Society*, 47(1), 113-121. <https://doi.org/10.1057/jors.1996.10>
- Kourentzes, N. (2014). On intermittent demand model optimisation and selection. *International journal of production Economics*, 156, 180-190.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.06.007>
- Kourentzes, N. (2022). `_tsintermittent`: Intermittent Time Series Forecasting_. R package version 1.10. <https://CRAN.R-project.org/package=tsintermittent>
- Makridakis, S. (1993). Accuracy measures: theoretical and practical concerns. *International Journal of Forecasting*, 9(4), 527-529. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(93\)90079-3](https://doi.org/10.1016/0169-2070(93)90079-3)
- Martin, D., Spitzer, P. & Kuhl, N. (2020). A new metric for lumpy and intermittent demand forecasts: stock-keeping-oriented prediction error costs.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10537>
- Morlidge, S. (2014). Using relative error metrics to improve forecast quality in the supply chain. *The International Journal of Applied Forecasting*, 39-46.
- NC State University. (2011, 25, januar). Measuring forecast accuracy: approaches to forecasting: a tutorial. <https://scm.ncsu.edu/scm-articles/article/measuring-forecast-accuracy-approaches-to-forecasting-a-tutorial?fbclid=IwAR1-8p8akXySvGVsWtiwwX7MSXOa3P7le7NSCRqE-nRYbyaGC5fEKlrdP2s>

- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, Z. B., Barrow, D. K., Taieb, S. B., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., Boylan, J. E., Browell, J., Carnevale, C., Castle, J. L., Cirillo, P., Clements, M. P., Cordeiro, C., Oliveira, F. L. C., De Baets, S., Dokumentov, A., ... Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705-871.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
<https://rdocumentation.org/packages/stats/versions/3.6.2>
- Rozanec, J., Fortuna, B. & Mladenec, D. (2021). Reframing demand forecasting: a two-fold approach for lumpy and intermittent demand. *Sustainability*, 14(15), 4-28.
<https://doi.org/10.3390/su14159295>
- Sanders, N. R. & Graman, G. A. (2009). Quantifying costs of forecast errors: A case study of the warehouse environment. *Omega*, 37(1), 116-125.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2006.10.004>
- Seaman, B. (2018). Consideration of a retail forecasting practitioner. *International Journal of Forecasting*, 34(4), 822-829. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.03.001>
- Shcherbakov, M., Brebels, A., Shcherbakova, N. L. & Tyukov, A. (2013). A survey of forecast error measures. *World Applied Sciences Journal*, 24(24), 171-176.
https://www.researchgate.net/publication/281718517_A_survey_of_forecast_error_measures
- Spiliotis, E., Makridakis, S., Semenov, A. A. & Assimakopoulos, V. (2020). Comparison of statistical and machine learning methods for daily SKU demand forecasting. *Operational Research*, 22, 3037-3061. <https://doi.org/10.1007/s12351-020-00605-2>
- Syntetos, A. A. & Boylan, J. E. (2001). On the bias of intermittent demand Estimates. *International Journal of Production Economics*, 71(1-3), 457-466.
[https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(00\)00143-2](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00143-2)

- Syntetos, A. A. & Boylan, J. E. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting*, 21(2), 303-314.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001>
- Syntetos, A. A., Boylan, J. & Croston, J. D. (2005). On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56(5), 495-503.
<http://dx.doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601841>
- Teunter, R. H. & Duncan, L. (2009). Forecasting intermittent demand: a comparative study. *Journal of the Operational Research Society*, 60(3), 321-329.
<https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602569>
- Teunter, R. H., Syntetos, A. A. & Babai, M. Z. (2011). Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European journal of Operational Research*, 214(3), 606-615. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.05.018>
- Williams, T. (1984). Stock Control with Sporadic and Slow-moving Demand. *Journal of the Operational Society*, 35(10), 939-948. <http://dx.doi.org/10.1057/jors.1984.185>
- Yardley, L. & Petropoulos, F. (2021). Beyond error measures to the utility and cost of the forecast. *The International Journal of Applied Forecasting*, 36-45.
https://purehost.bath.ac.uk/ws/portalfiles/portal/226468715/Beyond_error_measures_20210901.pdf

Vedlegg

Vedlegg 1: Utrekninger av gjennomsnittlig ukentlig kostnad ved kombinasjoner av utjevningskonstanter (ikke-realistiske prognoser)

β / α		Gjennomsnittlig ukentlig kostnad i kroner (avrundet til nærmeste 100)					
		0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
Croston	0.05	38 200	38 700	39 000	39 300	39 600	39 900
	0.10	37 900	38 300	38 700	39 000	39 200	39 500
	0.15	37 900	38 000	38 400	38 700	39 000	39 200
	0.20	37 800	37 900	38 300	38 600	38 800	39 100
	0.25	37 800	37 900	38 200	38 500	38 700	39 000
	0.30	37 800	37 800	38 100	38 400	38 700	38 900
SBA	0.05	38 500	39 000	39 300	39 600	39 900	40 200
	0.10	38 500	39 000	39 400	39 700	39 900	40 100
	0.15	38 800	39 100	39 500	39 800	40 100	40 300
	0.20	39 200	39 500	39 800	40 100	40 300	40 500
	0.25	39 600	39 800	40 100	40 400	40 600	40 900
	0.30	39 900	40 200	40 500	40 700	41 000	41 200
TSB	0.05	38 000	38 200	38 500	38 800	39 000	39 300
	0.10	38 200	38 300	38 600	38 900	39 100	39 300
	0.15	38 400	38 400	38 700	39 000	39 300	39 500
	0.20	38 500	38 600	38 900	39 200	39 400	39 600
	0.25	38 700	38 700	39 000	39 300	39 500	39 800
	0.30	38 900	38 900	39 200	39 400	39 700	39 900
SES		37 800	38 500	39 000	39 500	40 000	40 300
ACM		38 300					

Vedlegg 2: Utrekninger av gjennomsnittlig ukentlig kostnad ved over- og underprognostisering ved kombinasjoner av utjevningskonstanter (ikke-realistiske prognoser)

Gjennomsnittlig ukentlig kostnad i kroner ved for lav prognose (avrundet til nærmeste 100)							Gjennomsnittlig ukentlig kostnad i kroner ved for høy prognose (avrundet til nærmeste 100)								
β / α		0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	β / α		0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
Croston	0.05	33500	34000	34300	34600	34800	35000	Croston	0.05	4800	4700	4700	4800	4800	4800
	0.10	33100	33400	33800	34100	34300	34500		0.10	4800	4900	4900	4900	5000	5000
	0.15	33100	33100	33400	33700	33900	34100		0.15	4800	5000	5000	5000	5100	5100
	0.20	33000	32900	33200	33400	33700	33900		0.20	4800	5000	5100	5100	5200	5200
	0.25	33000	32800	33000	33300	33500	33700		0.25	4800	5000	5100	5200	5200	5300
	0.30	32900	32700	32900	33200	33400	33600		0.30	4900	5100	5200	5300	5300	5300
SBA	0.05	33800	34400	34700	35000	35200	35500	SBA	0.05	4600	4600	4600	4700	4700	4700
	0.10	33900	34400	34800	35000	35200	35400		0.10	4600	4600	4600	4600	4700	4700
	0.15	34400	34600	35000	35300	35500	35600		0.15	4400	4500	4500	4600	4600	4600
	0.20	34900	35100	35300	35600	35800	36000		0.20	4300	4400	4400	4500	4500	4600
	0.25	35400	35500	35800	36000	36200	36400		0.25	4200	4300	4300	4400	4400	4500
	0.30	35900	36000	36200	36500	36700	36800		0.30	4100	4200	4200	4300	4300	4400
TSB	0.05	33400	33400	33700	33900	34100	34300	TSB	0.05	4600	4700	4800	4800	4900	4900
	0.10	33600	33600	33800	34000	34300	34400		0.10	4600	4700	4800	4800	4900	4900
	0.15	33800	33800	34000	34200	34400	34600		0.15	4500	4700	4800	4800	4900	4900
	0.20	34000	33900	34100	34300	34500	34700		0.20	4500	4700	4800	4800	4900	4900
	0.25	34200	34000	34200	34400	34600	34800		0.25	4500	4700	4800	4900	4900	4900
	0.30	34400	34100	34300	34600	34800	34900		0.30	4500	4700	4800	4900	4900	5000
SES		33100	33700	34300	34700	35000	35400	SES		4700	4700	4800	4900	4900	5000



Norges miljø- og biovitenskapelige universitet
Noregs miljø- og biovitenskapelige universitet
Norwegian University of Life Sciences

Postboks 5003
NO-1432 Ås
Norway