Norges Handelshøyskole
Bergen, Våren 2020

Kundelojalitet og -lønnsomhet i dagligvarebransjen

En empirisk studie av kundelojalitetsprogrammers påvirkning på kundelojalitet og -lønnsomhet hos en aktør i dagligvarebransjen

Erlend Olsen, Sondre Wallem Olsen

Veileder: Daniel Johanson

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Økonomisk styring

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Dette selvstendige arbeidet er gjennomført som ledd i masterstudiet i økonomi- og administrasjon ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at Høyskolen eller sensorer innestår for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommet eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Forord

Denne utredning er skrevet som en avsluttende del av masterstudiet i økonomi og administrasjon, med hovedprofil i økonomisk styring, ved Norges Handelshøyskole.

Vi har vært heldige og fått tilgang til et detaljert datamateriale fra Rema 1000. Vi har benyttet det til å undersøke hvilke effekter lojalitetsprogrammet deres har hatt på kundelønnsomhet og kundelojalitet i 2019, og kan vise til negative estimerte effekter på kundelønnsomhet, og positive estimerte effekter på kundelojalitet. Vi håper dette kan bidra med innsikt i lojalitetsprogrammer og deres effekt på kundelønnsomhet og kundelojalitet, og bidra til økt interesse for området.

Arbeidet med utredningen har gitt oss en spennende og unik mulighet til å lære mer om dagligvarebransjen, kundelønnsomhet, kundelojalitet og lojalitetsprogrammer, i tillegg til å ha gitt oss mulighet til å utvikle vår kompetanse i anvendt databehandling og empirisk metode.

Vi vil rette en stor takk til veilederen vår, Daniel Johanson, for å ha bidratt med gode råd og verdifull innsikt i løpet av semesteret. Videre vil vi takke Rema 1000 og spesielt Daniel Lohne Sorteberg, prissjef i Rema 1000, for god hjelp, et godt samarbeid, og for å ha gitt oss tilgang på data som har muliggjort utredningen.

Norges Handelshøyskole

Bergen, juni 2020

Erlend Olsen

Sondre Wallem Olsen

Sammendrag

Denne oppgaven har som formål å undersøke lojalitetsprogrammer i dagligvarebransjen, og deres effekt på kundelønnsomhet og -lojalitet. Målet er å avdekke om lojalitetsprogrammer har en positiv eller negativ effekt på kundelønnsomhet, og om det har en positiv eller negativ effekt på kundelojalitet. I arbeidet benyttes data fra Rema 1000 og aktørens lojalitetsprogram.

Lojalitetsprogrammer har en stadig økende tilstedeværelse, og datagrunnlaget de gir muliggjør analyser av enkeltkunder og segmenter i økende detalj. Mye av forskningen på lojalitetsprogrammer bygger på case fra dagligvaren, og det er knyttet en viss usikkerhet rundt programmenes faktiske effekt. Tidligere forskning finner at lojalitetsprogrammet har en marginal positiv sammenheng på andel av budsjett og besøk hos kundene. Sammenhengen mellom lojalitetsprogrammer og kundelønnsomhet er lite undersøkt, men programmene antas i forskningen å ha en positiv effekt på kundelønnsomheten.

Vi har utført analyser på et datasett med salgsdata om handler foretatt av 1 998 av Remas kunder i 2019, med lik fordeling av medlemmer og ikke-medlemmer av lojalitetsprogrammet. Utredningen undersøker empirisk, ved bruk av minste kvadraters metode, om det å være medlem av lojalitetsprogrammet har en effekt på enkeltkundens lønnsomhet, samt om det har en effekt på kundens lojalitet. Analysene indikerer at medlemmer av lojalitetsprogrammet er mindre lønnsomme enn vanlige kunder, handler færre kurver, men har høyere omsetning.

Innhold

1 Innledning **1**
1.1 Motivasjon for oppgaven . . . 1
1.2 Problemstilling og avgrensning . . . 2
1.3 Oppgavens struktur . . . 3
1.4 Bakgrunn . . . 3

2 Relevant teori og litteratur **7**
2.1 Lønnsomhetskalkyler . . . 7
2.1.1 Kostnads- og kalkyleobjekter . . . 7
2.1.2 Kostnadsbegreper . . . 7
2.1.3 Kostnadsfordeling . . . 8
2.1.4 Kalkyletyper . . . 10
2.1.5 Oppsummering av teori om lønnsomhetskalkyler . . . 12
2.2 Kundelønnsomhet . . . 12
2.2.1 Generelt om kundelønnsomhetsanalyser . . . 12
2.2.2 Gevinster og utfordringer med kundelønnsomhetsanalyser . . . 13
2.2.3 Metoder for kundelønnsomhetsanalyser . . . 14
2.2.4 Valg av metode for lønnsomhetsvurdering . . . 16
2.2.5 Oppsummering av relevant teori og litteratur om kundelønnsomhet 19
2.3 Kundelojalitetsprogrammer . . . 19
2.3.1 Definisjon av kundelojalitetsprogrammer . . . 20
2.3.2 Ulike typer kundelojalitetsprogrammer og design . . . 22
2.3.3 Konkurranse og effekter på lojalitetsprogrammer . . . 23
2.3.4 Kundens deltagelse i lojalitetsprogrammer . . . 24
2.3.5 Funn fra studier av lojalitetsprogrammer i dagligvarebransjen . . 25
2.3.6 Oppsummering av teori om lojalitetsprogrammer . . . 27
2.4 Porters fem konkurransekrefter . . . 27
2.5 Oppsummering av relevant teori og litteratur . . . 29

3 Metode **31**
3.1 Forskningsdesign . . . 31
3.2 Datainnsamling . . . 32
3.3 Presentasjon av datamaterialet . . . 32
3.4 Kalkylevalg . . . 33
3.5 Omarbeiding av datamateriale for analyseformål . . . 34
3.5.1 Utarbeidelse av datasett 4 - helhetlig oversikt over handler . . . 34
3.5.2 Rensing av datasett . . . 35
3.5.3 Endring av granularitet . . . 37
3.5.4 Definering av variabler . . . 38
3.6 Empirisk analysetilnærming . . . 42
3.6.1 Hypotesetesting . . . 43
3.6.2 Valg av estimator: minste kvadraters metode (OLS) . . . 44
3.6.3 Faste effekter . . . 45
3.7 Evaluering av forskningskvalitet . . . 46
3.7.1 Reliabilitet . . . 46
3.7.2 Validitet . . . 47

4 Analyse **50**
4.1 Analyse av dagligvarebransjen og lojalitetsprogrammer 50
4.1.1 Strategisk analyse av dagligvarebransjen 50
4.1.2 Analyse av kundelojalitetsprogrammer 51
4.1.3 Oppsummering av analyse av dagligvarebransjen og kundelojalitetsprogrammer 52
4.2 Deskriptiv analyse av datasett 52
4.3 Innledende avgrensninger og bestemmelser for empirisk analyse 55
4.4 Empirisk analyse av kundelønnsomhet 57
4.4.1 Analyse av kundelønnsomhet på årsnivå 57
4.4.2 Analyse av kundelønnsomhet på månedsnivå 59
4.4.3 Analyse av kundelønnsomhet på ukenivå 62
4.4.4 Analyse av kundelønnsomhet på dagsnivå 65
4.4.5 Oppsummering av analyse av kundelønnsomhet 67
4.5 Empirisk analyse av kundelojalitet 68
4.5.1 Analyse av kundelojalitet på årsnivå 68
4.5.2 Analyse av kundelojalitet på månedsnivå 76
4.5.3 Analyse av kundelojalitet på ukenivå 80
4.5.4 Analyse av kundelojalitet på dagsnivå 83
4.5.5 Oppsummering av analyse av kundelojalitet 87
4.6 Oppsummering av analyse 89

5 Diskusjon **90**
5.1 Drøfting av metodiske valg og implikasjoner for funn 90
5.1.1 Valg av kalkyle 90
5.1.2 Valg av metode for lønnsomhetsvurdering 94
5.2 Drøfting av funn 96
5.2.1 Lojalitetsprogrammets effekt på kundelønnsomhet 96
5.2.2 Lojalitetsprogrammets effekt på kundelojalitet 99
5.2.3 Lojalitetsprogrammer og konkurransesituasjon 102
5.3 Andre faktorer som kan påvirke utredningens funn 103
5.3.1 Selvseleksjonsbias 103
5.3.2 Utelatte variabler 105
5.3.3 Funnenes generaliserbarhet 105

6 Konklusjon og forslag til videre arbeid **107**
6.1 Konklusjon 107
6.2 Styringsmessige implikasjoner 109
6.3 Forslag til videre arbeid 109

Referanser **111**

Appendiks **116**
A1 Beskrivelse av kolonner i datasett 116
A2 Diagnoseplotter for regresjoner - residualer 117

Figurliste

2.1 Rammeverk for valg av kundelønnsomhetsmetode, hentet fra (Holm et al., 2012) . . . 17
2.2 Porters fem konkurransekrefter (Porter, 1979) . . . 28
2.3 Illustrasjon av hypoteser rundt lojalitetsprogrammers effekter på kundelojalitet og -lønnsomhet . . . 29
6.1 Illustrasjon av hypoteser rundt lojalitetsprogrammers effekter på kundelojalitet og -lønnsomhet . . . 108
A2.1 Diagnoseplots for år . . . 117
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet . . . 117
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet . . . 117
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning 117
(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning . . . 117
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver . . 117
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver . . . 117
A2.2 Diagnoseplots for måned . . . 118
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet . . . 118
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet . . . 118
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning 118
(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning . . . 118
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver . . 118
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver . . . 118
A2.3 Diagnoseplots for uke . . . 119
(a) Residualer mot predikert verdier, kundelønnsomhet . . . 119
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet . . . 119
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning 119
(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning . . . 119
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver . . 119
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver . . . 119
A2.4 Diagnoseplots for dag . . . 120
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet . . . 120
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet . . . 120
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning 120
(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning . . . 120
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver . . 120
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver . . . 120

Tabelliste

1.1 Markedsandeler i norsk dagligvare (Nielsen, 2019) 4
2.1 Nivåer i et tradisjonelt kostnadshierarki (Labro, 2007; Bjørnenak, 2019) . 11
2.2 Definerende karakteristikker for kundelojalitetsprogrammer 21
2.3 Karakteristikk for ulike typer kundelojalitetsprogram (Berman, 2006) . . 22
3.1 Eksempeltabell for utarbeidet kundeoversikt 35
3.2 Rensing av sammenslått datasett (datasett 4) 37
3.3 Eksempeltabell per kunde per måned etter utarbeiding av kontrollvariabler for handlemønster 40
4.1 Deskriptiv statistikk av variabler 53
4.2 Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på årsbasis . . 58
4.3 Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på månedsbasis 60
4.4 Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på månedsbasis 61
4.5 Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på ukebasis . . 62
4.6 Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på ukebasis 63
4.7 Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis . . 65
4.8 Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis 66
4.9 Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis, med kontrollvariabler for omsetning fordelt på varegrupper 66
4.10 Oppsummering av regresjoner som forklarer kundelønnsomhet 67
4.11 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet målt i antall handlekurver på årsbasis 68
4.12 Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.11 71
4.13 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet målt i omsetning på årsbasis 72
4.14 Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.13 74
4.15 Presentasjon av modeller som måler kundelojalitet på årsbasis 75
4.16 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet på månedsbasis målt i antall handlekurver 76
4.17 Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.16 77
4.18 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet på månedsbasis målt i omsetning 77
4.19 Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.18 78
4.20 Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på månedsbasis . . 79
4.21 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på ukesbasis målt i antall handlekurver 80
4.22 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på ukesbasis målt i omsetning 81
4.23 Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på ukesbasis 82
4.24 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på dagsbasis målt i antall handlekurver 83
4.25 Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på dagsbasis målt i omsetning 84
4.26 Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på dagsbasis 85
4.27 Oppsummering av regresjoner som forklarer kundelojalitet 87
4.28 Oppsummering av funn i empirisk analyse 89
A1.1 Beskrivelse av kolonner i datasett 116

1 Innledning

1.1 Motivasjon for oppgaven

Dagligvarebransjen har mange interessenter og er av interesse for flere fagområder. Den omsetter for om lag NOK 180 milliarder i året (Virke, 2019), eller NOK 33 600 i snitt per innbygger. Medier og aviser skriver stadig om priskrig og markedsandeler, og konkurransetilsynet undersøker for tiden innkjøpsbetingelser i markedet (Konkurransetilsynet, 2019a). Kjedenes markedsføringskampanjer og strategier gås etter i sømmene i artikler og utredninger av akademikere og professorer innen markedsføring og økonomi.

Lojalitetsprogrammer, spesielt innen dagligvare, har blitt viet stor interesse i media etter lanseringen av lojalitetsprogrammet til Rema 1000, Æ. Professor ved NHH, Tor W. Andreassen, uttalte til Aftenposten i 2017 at "Å sette ned prisene skaper ikke lojalitet. En slik app er derfor håpløs når det gjelder dette." (Valvik, 2017b). Videre skapte dette en pris- og rabattkrig mellom de ledende aktørene i den norske dagligvarebransjen (Valvik, 2017a).

I en undersøkelse av skandinaviske selskaper er det derimot økt omsetning som nevnes som den største motivasjonen for innføring av lojalitetsprogrammer (Dorotic og Olsen, 2013). Hvorvidt lojalitetsprogrammet bidrar til dette målet er derimot utydelig i følge forskning (Mägi, 2003; Leenheer et al., 2007; Meyer-Waarden, 2007). De norske lojalitetsprogrammene er lite utforsket, men Trumf fra Norgesgruppen er studert i tidligere masterutredninger fra Food-prosjektet ved Norges Handelshøyskole (Faramarzi og Chadoyan, 2017), (Aashagen og Teigen, 2017), (Bergem og Sørlie, 2017). Videre har Foros, Kind og Steen (2017) undersøkt hvordan muligheter for individuell prising påvirker konkurransesituasjonen i dagligvaremarkedet.

I de senere årene har kundelønnsomhet blitt viet stadig større oppmerksomhet i akademisk litteratur, og Strömsten og Lind (2006) etterlyser flere casestudier rundt applikasjonen av kundelønnsomhetsanalyser i forskjellige bransjer. Prissjef i Rema 1000, Daniel Lohne Sorteberg, har også uttalt at kundelønnsomhet er et interessant og aktuelt fokusområde for kjeden. I sammenheng med den store mengden data gjort tilgjengelig fra

lojalitetsprogrammet, er dette et området med vesentlig potensiale. Hilsen og Hundsnes (2018) fokuserer eksempelvis på hvordan kvantitative analyser kan bidra med å avdekke adferdsmønstre hos kunden, informasjon som kan bidra til bedre prissetting.

Denne utredningen ønsker å kombinere to aktuelle emner innenfor dagligvare, og se på kundelønnsomhet og kundelojalitet i dagligvarebransjen, og hvordan de påvirkes av lojalitetsprogrammer påvirker. Tidligere studier av bransjen innenfor nevnte områder har typisk vært begrenset av tidsgranulariteten i datamaterialet. Oppgavens bidrag er å utføre analyser av lojalitetsprogrammers påvirkning på kundelønnsomhet og lojalitet sett over ett år, på ulike nivåer, samt å undersøke lojalitetsprogrammets direkte effekt på kundelønnsomhet.

1.2 Problemstilling og avgrensning

For å kunne undersøke hvorvidt det er en underliggende lønnsomhetsforskjell mellom kunder som deltar i lojalitetsprogrammet Æ, og de som ikke gjør det, må vi først definere hvordan Rema skal ta stilling til kundelønnsomhet. Litteraturen har ofte fokus på om kunder som er medlem av lojalitetsprogram er mer lojale ovenfor aktøren, men lojalitetsprogrammets lønnsomhet er mindre diskutert. Oppgavens bidrag er dermed å inkludere kundelønnsomhet i denne sammenhengen. Til slutt vil vi undersøke om Æ-kunder viser en mer eller mindre lojal adferd enn vanlige kunder. Utredningen søker derfor å besvare følgende problemstilling:

Er medlemmer av Remas lojalitetsprogram mer eller mindre lønnsomme og lojale enn ikke-medlemmer?

For å undersøke forskjellen i enkeltkunders bidrag til lønnsomheten, må en kunne allokere relevante kostnader og inntekter til kundene. I denne sammenhengen må det gjøres et bevisst valg av hvilken kalkyle som skal benyttes, og dermed hvilke kostnader som er hensiktsmessige å inkludere. Som følge av dette vil oppgaven belyse hvilken type kalkyle som bør benyttes, hvilke kostnader som bør inkluderes og hvilken metode for lønnsomhetsvurdering som kan legges til grunn i en kundelønnsomhetsanalyse hos en dagligvareaktør.

I akademia beskrives lojalitetsprogrammer som et verktøy for å beholde kunder på lang

sikt og for å skape en relasjon med kunden og låse kunden i forholdet (Dorotic og Olsen, 2013). Dette bygger på en forutsetning om at lojale kunder er mer lønnsomme enn andre, som støttes av forskning utført i andre bransjer av Hallowell (1996) og Helgesen (2006a). Utredningen ønsker å undersøke om dette er en plausibel antagelse også i dagligvarebransjen. Avslutningsvis kan det være slik at kunder som fremstår som mer eller mindre lønnsomme, alt annet like, har et lavere eller høyere handelsvolum, som kan gi høyere eller lavere absolutt lønnsomhet, til tross for ulik lønnsomhetsmargin.

For å utdype og belyse problemstillingen med hensyn på den ovennevnte problematikken, stilles følgende forskningsspørsmål:

1. *Hvordan kan en dagligvarekjede definere kundelønnsomhet? (herunder kalkyle, og hvilken metode)*
2. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lønnsomme enn kunder som ikke er medlem?*
3. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lojale enn kunder som ikke er medlem?*

1.3 Oppgavens struktur

Utredningen vil først gi en kort presentasjon av dagligvaremarkedet i Norge og tilhørende aktører og lojalitetsprogrammer, før ulike teorier, rammeverk og relevant litteratur om kalkyler, kundelønnsomhet og lojalitetsprogrammer introduseres. Deretter vil utredningens forskningsmetode presenteres, herunder forskningsstrategi, innhenting og bearbeidelse av datasett og tilnærming til analyse. Analysen vil presentere den empiriske analysene av kundelønnsomhet og -lojalitet, herunder modellspesifikasjon og presentasjon av resultater, før vi diskuterer resultatene i lys av forskningsspørsmålene og problemstillingen i kapittel 5. Avslutningsvis vil kapittel 6 gi en konklusjon av utredningen med hensyn på teorien om kundelønnsomhet og lojalitetsprogrammer og oppgavens funn.

1.4 Bakgrunn

Vi vil nå gi en kort presentasjon av dagligvaremarkedet i Norge, lojalitetsprogrammene i markedet og relevansen av nyere teknologi knyttet til lojalitetsprogrammene.

Introduksjon til dagligvaremarkedet

Når dagligvaremarkedet defineres kan en bred eller smal definisjon anvendes. En bred definisjon av markedet inkluderer netthandel, kioskhandel og grensehandel (Nielsen, 2019; Virke, 2019). En smalere definisjon fokuserer kun på fysiske dagligvarebutikker lokalisert i Norge, med et visst utvalg og inkluderer dermed ikke kiosker, bensinstasjoner eller grensehandel. Slike tilbud ansees som substitutter utenfor markedet i en smal definisjon av markedet. I utredningen vil vi benytte den smale definisjonen.

Det norske dagligvaremarkedet består i hovedsak av tre store paraplyaktører, Norgesgruppen, Coop Norge og Rema 1000. Den samlede markedsandelen til de tre aktørene er omtrent 96 % av markedet (Nielsen, 2019), se tabell 1.1. I Norge finnes det om lag 4 000 dagligvarebutikker, og bransjen omsetter for ca. NOK 180 milliarder årlig (Virke, 2019).

Aktør	Markedsandel
Norgesgruppen	43,2 %
Coop Norge	29,3 %
REMA 1000	23,4 %
Bunnpris	3,7 %
Øvrige	0,1 %

Tabell 1.1: Markedsandeler i norsk dagligvare (Nielsen, 2019)

Markedet deles typisk i fire segmenter: lavpris, supermarked, hypermarked og nærbutikk. Norgesgruppen og Coop Norge opererer i flere av de nevnte segmentene med ulike butikkjeder. Rema 1000 opererer derimot kun i lavprissegmentet med en kjede. Konkurrentene i dette segmentet er Kiwi og Extra, fra henholdsvis Norgesgruppen og Coop Norge, og samlet står lavprissegmentet for 59,7 % av markedet (Nielsen, 2019). Rema 1000 ble den siste av de tre store paraplyaktørene til å innføre sitt eget lojalitetsprogram, da de i 2017 lanserte Æ (REMA 1000, 2019).

Lojalitetsprogrammer

Lojalitetsprogrammer er blitt svært utbredt i forbrukermarkedet, og potensialet er stort sett i sammenheng med den teknologiske utviklingen (Dorotic og Olsen, 2013). 80% av befolkningen i USA er medlem av minst ett lojalitetsprogram (Leenheer et al., 2007), og allerede i 2003 var omlag 93 % av britiske konsumenter medlem av et lojalitetsprogram (Dorotic et al., 2012).

Dagligvarebransjen har lenge benyttet seg av lojalitetsprogrammer, og Norgesgruppen lanserte Trumf allerede i 1996 (Norgesgruppen, 2001). Utviklingen har gått fra enkle rabattkuponger til sofistikerte systemer for innhenting og analysering av kundedata for bruk på tvers av bedriften. Internasjonalt blir Tesco sett på som en innovativ aktør, da de tidlig benyttet dataanalyser til å spore kundesegmenter og lettere identifisere kundenes preferanser (Nunes og Drèze, 2006b). Lojalitetsprogrammer gir store muligheter for analyse av data knyttet til individuelle kunder. Etter hvert som store datamengder har blitt enklere å analysere, har dermed også potensialet til lojalitetsprogrammer økt. Hvorvidt et lojalitetsprogram innehar reell verdi er følgelig et mer komplisert spørsmål enn den økonomiske gevinsten og lojaliteten til kundene, ettersom kundeinformasjonen bedriftene tilegner seg kan være svært verdifull. Vi vil gjøre rede for lojalitetsprogrammer, deres hensikt og utforming, i kapittel 2.

Lojalitetsprogrammer i den norske dagligvaren

Dagligvarebransjen i Norge har tre lojalitetsprogrammer, Trumf, Coop Medlem og Æ, fra henholdsvis Norgesgruppen, Coop Norge og Rema 1000. Programmene har en forskjellig struktur, men deler enkelte likhetstrekk som personlige tilbud og datainnsamling. De er alle blitt digitale programmer, hvor tilknyttede apper kan benyttes for å gi innsikt i den personlige bruken. Trumf og Coop Medlem var tidligere programmer med egne medlemskort, hvor kundene selv aktiverte kortet ved kjøp. Æ er på den annen side heldigital gjennom applikasjonen, og tilknyttes kundens betalingskort. Dette er også senere blitt tilfellet for Trumf. På belønningssiden sparer trumf 1 % av kjøpesummen på en konto kunden har tilgang til, med enkelte bonuser hos aktører innenfor og utenfor Norgesgruppen. Coop Medlem tilbyr samme 1 % som bonus på egen konto, i tillegg til personlige priskutt og andre rabatter, samt muligheter for rabatter hos samarbeidsaktører. På den annen side tilbyr ikke Æ en bonus som spares opp over tid, men direkte priskutt på 10 % på de 10 varene kunden handler mest, og tilgang til personlige priskutt. (Trumf, 2020; Coop Norge, 2020a; Rema 1000, 2020)

Relevans av analyser kundedata for dagligvareaktører

Ved introduksjon av lojalitetsprogrammer har kunder blitt tildelt unike identifikatorer, hvor ulike betalingskort kan knyttes opp mot kundene. Dermed gir dette mulighet til å koble handel gjennom ulike betalingskort opp mot en enkelt identifikator, og således spore

handler for en enkeltkunde på tvers av betalingskort (Rema 1000, 2020). Introduksjonen av lojalitetsprogrammer har følgelig gjort det enklere for en aktør som Rema å undersøke enkeltkunder, da det uten personlige identifikatorer var vanskelig å identifisere og spore en enkeltkunde. Problematikken rundt sporbarheten av data til kunder som ikke er medlem av lojalitetsprogrammet vil diskuteres i kapittel 5. Videre gir registrering av brukerprofil i lojalitetsprogrammene informasjon om demografiske data om kundene, som ikke var like lett tilgjengelig tidligere.

Mer tilgjengelige kundedata, blant annet fra lojalitetsprogrammer, muliggjør følgelig analyser på et nivå som tidligere ikke var mulig, noe som gjør området attraktivt for mange aktører (Hilsen og Hundsnes, 2018). Tidligere har denne typen analyser ofte basert seg på hva enkeltkunder rapporterer i undersøkelser, intervjuer eller observasjoner (Hilsen og Hundsnes, 2018). Med økt informasjon om adferd kan aktørene supplere slik informasjon med hvordan kunden faktisk oppfører seg, hvor ofte kunden handler, hva den handler og når på døgnet kunden handler. Ved hjelp av kundedata kan bedriften utføre segmentanalyser og prøve å predikere fremtidig adferd. Et eksempel på dette er hvordan Target identifiserte at en kunde var gravid, ved hjelp av en algoritme som sammenlignet kundens handlemønster mot handlemønsteret til gravide kvinner (Hill, K., 2012). På bakgrunn av denne informasjonen sendte Target kuponger med tilbud på produkter som kunne være interessant for en kvinne som er gravid. Kundedata er følgelig av interesse for de fleste aktører, ettersom det å forstå kunden kan gjøre at en bedre tilpasser sine tilbud.

2 Relevant teori og litteratur

I dette kapittelet vil vi presentere relevant teori og litteratur som danner grunnlaget for vår besvarelse av problemstillingen. Først vil vi presentere teori om lønnsomhetskalkyler og utarbeidelse av kundelønnsomhetsanalyser. Til slutt vil relevant teori om lojalitetsprogrammer redegjøres for, for å forstå hvilke funn vi kan forvente og hvilke faktorer som kan påvirke analysen, herunder interne og eksterne faktorer som design og konkurranseforhold.

2.1 Lønnsomhetskalkyler

Ulike typer kalkyler benyttes i forskjellige deler av beslutningssituasjoner for å beskrive kostnadene eller lønnsomheten til et kalkyleobjekt. Hensikten er å skape et bilde av objektets lønnsomhet eller kostnad, trekke oppmerksomhet mot objektet eller karakteristikker ved objektet, eller for å støtte beslutninger.

Videre vil relevant teori om kalkyleobjekter, kostnader, kostnadsfordeling og kalkyletyper presenteres, og valg av objekt og type kalkyle presenteres.

2.1.1 Kostnads- og kalkyleobjekter

Et kostnads- eller kalkyleobjekt er en enhet vi ønsker å kjenne kostnaden til, og har til felles at de forbruker eller mottar ressurser (Hoff, 2013). Tradisjonelle kostnadsobjekter er produkter, produktgrupper, avdelinger eller prosjekter. Man fordeler kostnader til kostnadsobjektet etter hva som vurderes som en hensiktsmessig fordeling, når kalkylens formål hensyntas.

2.1.2 Kostnadsbegreper

Variable kostnader

Variable kostnader er de som varierer med aktivitetsnivået i en bedrift. Sammenhengen mellom aktivitetsnivået og de variable kostnadene bestemmes ofte av kapasitetsutnyttelse. Ved lav kapasitetsutnyttelse er de variable kostnadene ofte underproporsjonale, mens de innenfor en normal kapasitetsutnyttelse er tilnærmet lineære. Når en bedrift opererer nært

kapasitetsgrensen er de variable kostnadene typisk overproporsjonale. (Hoff, 2013)

Faste kostnader

Faste kostnader er kostnader som ikke påvirkes av aktivitetsnivået i en bedrift, og oppstår som følge av ressursbruken som medgår til å bygge opp og vedlikeholde bedriftens kapasitet. Følgelig er de i den relevante tidsperioden konstante, uavhengig av aktivitetsnivå innenfor en gitt kapasitetsgrense. (Hoff, 2013)

Direkte kostnader

Hoff (2013) definerer direkte kostnader som følger: "... kostnadsarter som er av vesentlig størrelse, og som uten for store registreringsproblemer kan knyttes direkte til det enkelte produktet". Direkte kostnader anses typisk som variable, spesielt på sikt, da de er direkte henførbare til kostnadsobjektet.

Indirekte kostnader

Indirekte kostnader defineres av Hoff (2013) som: "... kostnadene i virksomhetens avdelinger som ikke direkte kan knyttes til produktet, eller som det er forbundet relativt store kostnader med å få registrert i detalj på produktet". Disse kostnadene består typisk av faste kostnader, da de ikke er direkte henførbare til et produkt.

Beslutningsrelevante kostnader

Bjørnenak (2019) definerer beslutningsrelevante kostnader som "kostnader som endrer seg i fremtiden som følge av at vi tar en beslutning". Beslutningsrelevante kostnader har tre komponenter; særkostnad, alternativkostnad og eksterne virkninger. Særkostnad er den endring i den totale kostnaden som tilfaller en beslutning. Alternativkostnad er den kostnaden som oppstår ved at en beslutning utelukker andre alternativer, og i praksis den beste alternative anvendelsen av ressurser. Eksterne virkninger er de effekter en beslutning har på andre deler av virksomheten.

2.1.3 Kostnadsfordeling

Kostnadsfordeling er en problemstilling som oppstår i forbindelse med en rekke situasjoner; når man skal vurdere lagerkostnader, sette internpriser, eller evaluere divisjonsresultater eller bransjeregnskap. Kostnadsfordeling kan ha to overordnede formål; enten at man

fordeler kostnader som en form for skatt på resultat i desentraliserte organisasjoner, som en løsning på prinsipal-agent-problemstillingen ved desentralisering, eller for å fordele kostnader som en tilnærming til alternativkostnad. (Zimmermann, 1979; Bjørnenak, 2005)

Sistnevnte formål vurderes mest aktuelt for denne utredningen, da interesseområdet er kundelønnsomhet, med kunder som kalkyleobjekter, og ikke evaluering av divisjonsresultater eller prestasjoner hos ledelsen.

Zimmermann (1979) argumenterer for at det finnes en alternativkostnad ved å benytte ressurser i en organisasjon. Alternativkostnader oppstår når en aktivitets ressursforbruk forhindrer en annen aktivitet i å utnytte samme ressurs, ettersom dette representerer to gjensidig utelukkende alternativer. Enkelt observerbare alternativkostnader materialiseres ofte i form av at det å benytte produksjonsutstyr til å produsere en komponent fremfor en annen, der komponentene har ulik lønnsomhet. Da representerer den andre komponentens lønnsomhet alternativkostnaden ved produksjon av den valgte komponenten. Vanskelig observerbare alternativkostnader oppstår derimot ofte når felles ressurser benyttes på en slik måte at det andre produktet eller tjenestens kvalitet synker. Årsaken er at utnyttelse av felles ressurser forringer andres bruk av den samme ressursen, eller at man benytter seg av kapasitet som alternativt kunne økt kvaliteten på andre produkter eller tjenester.

I konteksten av dagligvare, kan en vanskelig observerbar alternativkostnad eksistere ved bruk av parkeringsplasser. Dersom en kunde benytter seg av en parkeringsplass, hindrer dette en annen kunde i å bruke den samme plassen. Dette kan gå utover handleopplevelsen til den andre kunden, eller i verstefall føre til at kunden velger å handle et annet sted. Å estimere størrelsen på slike kostnader kan i følge Zimmermann (1979) være vanskelig, og det å fordele kostnader knyttet til parkeringsplassen kan derfor være en approksimering av alternativkostnaden ved at enkelte kunder benytter den.

Først og fremst argumenterer Zimmermann (1979) for at kostnadsfordelinger fungerer som en styringsmekanisme for å kontrollere adferd og beslutninger i desentraliserte organisasjoner, og for å approksimere alternativkostnad knyttet til å benytte seg av interne ressurser og trekke oppmerksomhet mot dette. Således kan det å fordele kostnader bidra til å skape et mer nyansert bilde av lønnsomheten til det aktuelle kostnadsobjektet, da de fordelte kostnadene virker som en proxy for alternativkostnadene.

2.1.4 Kalkyletyper

Det eksisterer ulike typer kalkyler som har forskjellige tilnærminger til å fremstille et kalkyleobjekts kostnad og lønnsomhet. I denne sammenheng vil selvkost-, bidrags- og ABC-kalkylen presenteres.

Selvkostkalkyle

I en selvkostkalkyle fordeles alle kostnader ut til kostnadsobjektene (Hoff, 2013). Utgangspunktet er at alle kostnader må dekkes, og følgelig må kalkyleobjektene tildeles kostnadene de har forårsaket, samt en andel av bedriftens faste kostnader (Bjørnenak, 2019).

De direkte kostnadene har naturlige kostnadsdrivere som produsert volum, maskintimer eller lignende, indirekte kostnadene må det imidlertid etableres en kostnadsdriver for (Hoff, 2013). I en selvkostkalkyle vil de indirekte kostnadene typisk fordeles ved å benytte en fordelingsnøkkel som for eksempel volum. Videre etableres det et fordelingsgrunnlag, for eksempel timer medgått i perioden eller praktisk kapasitet. Hensikten er her å allokere kostnader basert på kapasitetsutnyttelsen til kostnadsobjektet.

Selvkostkalkyler kritiseres typisk for å være basert på arbitrære fordelingsnøkler og kapasiteter, som kan føre til et fordreid lønnsomhetsbilde. Labro (2007) fremhever at tradisjonelle kalkyler, som fordeler kostnader basert på produksjonsvolum eller antall produksjonstimer, fører til at kostnadene knyttet til produkter med lav kompleksitet og høyt produksjonsvolum overvurderes, men kostnader tilknyttet produkter med høy kompleksitet og lavt volum undervurderes. Videre påpeker Labro (2007) at det ofte forekommer spesifikasjonsfeil, ettersom det ikke behøver å være en kausal effekt mellom produsert volum og kostnad, ettersom den faktiske kostnadsdriveren kan være en annen.

Dekningsbidragskalkyle

I dekningsbidragskalkyler innkalkuleres kun variable kostnader. Faste kostnader fordeles ikke, men behandles som en periodekostnad. På kort sikt vil de faste kostnadene påløpe uavhengig av aktivitetsnivå, og følgelig er det dekningsbidraget som er relevant for beslutninger. (Hoff, 2013)

Metoden i sin rene form er lite anvendt i praksis, ettersom bedrifter ønsker å dekke inn alle

kostnadene over tid. Samtidig er det vanskelig å forsvare en bidragskalkyle, når kortsiktige faste kostnader gjerne kan påvirkes når tidshorisonten utvides. Dette antyder at vi har kostnader som varierer over andre parametre enn kortsiktig produksjonsvolum, og som fortsatt er relevante for de beslutninger bedriften skal fatte.

Følgelig faller mye av kritikken av bidragskalkylen til det faktum at kostnader som helt eller delvis forårsakes av kalkyleobjektet, og dermed vil endre lønnsomhetsbildet, ikke fordeles. Særlig gjelder dette i sammenhenger hvor en har flere produkter som benytter samme ressurs eller fellesgode.

ABC-kalkyle

Activity-based costing (ABC) er en kalkyleform hvor alle kostnader i utgangspunktet anses som variable på sikt. Bedrifter besitter en rekke ressurser som er årsaken til kostnadene. Ressursene benyttes i aktivitetene i bedriften, og det er aktivitetsnivået som dimensjonerer ressursbehovet. Det er da forbruk av kostnadsdrivere (aktiviteter) som dimensjonerer ressursbehovet på sikt. For å bestemme om kostnader skal fordeles eller ikke, samt potensielle fordelingsnøkler, etableres et kostnadshierarki, typisk som i tabell 2.1. Hierarkiet gir i følge Labro (2007) et bilde av på hvilket nivå en kostnad blir variabel.

Nummer	Nivå i hierarki	Kostnadsdriver
4	Bedriftsnivå	Ingen
3	Produktnivå	Antall produkter
2	Serienivå	Antall serier
1	Enhetsnivå	Antall enheter

Tabell 2.1: Nivåer i et tradisjonelt kostnadshierarki (Labro, 2007; Bjørnenak, 2019)

Kostnader på nivåene 1-3 fordeles ut til kostnadsobjektene, da ressursene som forårsaker kostnadene og ressursbehovet, dimensjoneres av kostnadsdrivere som direkte eller indirekte kan knyttes opp mot kostnadsobjekter. På nivå 4 oppstår kostnader som følge av ressursbehov som dimensjoneres av bedriften i seg selv, uavhengig av de øvrige aktivitetene i bedriften. Kostnader som oppstår på bedriftsnivå fordeles derfor ikke ut til kostnadsobjektet.

Metoden blir ofte trukket frem som den teoretisk riktige, ettersom den reduserer spesifikasjons- og aggregeringsfeil som følge av at kostnadsdrivere bestemmes etter kausale sammenhenger, og flere kostnadsgrupper defineres (Cooper og Kaplan, 1988, refert i Labro,

2007). Kalkylen kan i praksis vise seg å være vanskelig å implementere og vedlikeholde, hovedsakelig som følge av problemer knyttet til fastsette faktisk kapasitet for de ulike ressursene, og å kartlegge aktivitetsnivå, og da foreslås tilnærminger som tidsdreven ABC. (Kaplan og Anderson, 2004).

2.1.5 Oppsummering av teori om lønnsomhetskalkyler

Lønnsomhetskalkyler har til hensikt å belyse lønnsomhet og kostnader til et objekt. For å gjøre dette må en ta stilling til hvilke kostnader som er hensiktsmessige å inkludere, samt hvordan kostnadene og det tilhørende lønnsomhetsbildet kan beskrives på best mulig måte. Teoretisk regnes ABC-metoden som best egnet til å gi et hensiktsmessig kostnadsbilde, men den krever i praksis mye data og arbeid for å implementere og vedlikeholde.

2.2 Kundelønnsomhet

2.2.1 Generelt om kundelønnsomhetsanalyser

En kundelønnsomhetsanalyse er en undersøkelse av kundenes bidrag til selskapets lønnsomhet (Strömsten og Lind, 2006). Pfeifer, Haskins og Conroy (2005) definerer kundelønnsomhet som forskjellen mellom inntektene fra, og kostnadene tilknyttet kundeforholdet i den aktuelle perioden. Motivasjonen for å undersøke kundelønnsomhet stammer fra at ulike kunder trekker forskjellig på bedriftens ressurser. Følgelig vil hver kunde ha et unikt kostnadsbilde, hvilket tilsier at lønnsomheten varierer blant kundene. Bedriften kan følgelig ende opp i en situasjon der enkelte kunder har negative bidrag til lønnsomheten. Slike kunder kan være årsaken til at selskapet ikke oppnår sitt potensielle resultat, og bedriften bør følgelig være oppmerksom på dette (Bjørnenak, 2019). Ulønnsomme kunder kan være et bevisst valg i visse perioder eller situasjoner, for eksempel ved at en bedrift lanserer en kampanje for å kapre markedsandeler, eller en oppfatning av at enkelte kunder vil bli lønnsomme over tid. I et langsiktig perspektiv ønskes det imidlertid at kostnadene tilknyttet et kundeforhold ikke overstiger de tilknyttede inntektene, ettersom alle kostnader må dekkes.

Kundelønnsomhetsanalyser skal følgelig bidra til å belyse og trekke oppmerksomhet mot lønnsomhetsforskjeller mellom kunder, og forsøke å forklare årsaken til forskjellene. Bedre

kunnskap om kundenes lønnsomhet kan dermed bidra til at ledelsen tar bedre økonomiske beslutninger, for eksempel ved prising, markedsføring og valg av kundeforhold (Helgesen, 2007).

Foster, Gupta og Sjoblom (1996) og Strömsten og Lind (2006) forklarer at underliggende forskjeller i kundelønnsomhet stammer fra forskjeller i inntekter og/eller kostnader tilknyttet kunden, sammenlignet med andre kunder. Dette kan stamme fra forskjellig salgsmiks, eller, som Helgesen et al. (2018) fremhever, fra merkostnader ved at produkter eller tjenester tilpasses kundens behov, eller at kunden krever mer oppfølging enn hva som er medregnet i prisen. Til tross for at en kunde kjøper produkter som tilsynelatende er lønnsomme, kan kunden dermed ha et negativt bidrag (Foster et al., 1996). På inntektssiden kan forskjeller i kundelønnsomhet for eksempel forårsakes av rabatter.

Det er en rekke forskjellige kalkyler som kan benyttes til å utarbeide kundelønnsomhetsanalyser. Bruk av ulike kalkylemetoder i utregningen av kundelønnsomhet kan avgjøre hvor sammenlignbare tallene er. Pfeifer et al. (2005) viser til at mer omfattende kalkyler som innarbeider de fleste av bedriftens kostnader er mer egnet til sammenligning av kundelønnsomhet mellom bedrifter, enn en kalkyle som fordeler en mindre andel av kostnadene. Utover dette er det vanlig å fordele så stor andel av de henførbare kostnadene som mulig, enten ved hjelp av sofistikerte ABC modeller, eller basert på kjøpsvolum (Strömsten og Lind, 2006). ABC-kalkyler blir ofte foretrukket i denne sammenhengen, ettersom det er kundene som driver aktivitetsnivået til bedriften, og aktivitetene benytter seg av ressursene (Strömsten og Lind, 2006). Bruk av ABC eller tidsdreven ABC kan identifisere kunder som bruker mye ressurser i forhold til inntektene de gir (Helgesen et al., 2018).

2.2.2 Gevinster og utfordringer med kundelønnsomhetsanalyser

Innsikt fra kundelønnsomhetsanalyser kan bidra til å styrke bedriftens posisjonering i forhold til kunden, og samtidig identifisere hvilke kunder en skal henvende seg til og hvilke kunder en bør kvitte seg med eller redusere avhengigheten av (Cokins, 2015). Videre tilføyer Cokins (2015) at kundelønnsomhetsanalyser også kan benyttes til å vurdere effekten av rabatter. En potensiell nedside ved en slik kalkyle er likevel hvordan dårlige kunderesultater skal tolkes. For eksempel kan det finnes signalkunder som er viktige for

bedriften å beholde, til tross for tilsynelatende dårlig kundelønnsomhet. Følgelig er det nødvendig å ha et nyansert perspektiv når kunder analyseres.

Foster et al. (1996) påpeker at en potensiell fallgruve ved kundelønnsomhetsanalyser er å benytte et for kortsiktig perspektiv og historiske data. I lys av dagligvarehandelen kan nettopp slike effekter være særlig fremtredende, for eksempel i desember når kjedene lanserer julekampanjer. Slike kampanjer har trolig en negativ effekt på kunderesultatet, men den langsiktige effekten kan være positiv eller kampanjene kan være nødvendige for å være konkurransedyktig. Utover dette bemerker Bjørnenak og Helgesen (2016) at kundelønnsomhetsanalyser hjelper bedriften til å identifisere avvik mellom hvilke kunder som antas å være lønnsomme på bakgrunn av lojalitet, historie og forhold, og hvem som faktisk er lønnsomme. Årsaken til dette er at ledelsen ikke er objektiv i sine vurderinger. De vil være påvirket av hva andre ledere tenker, og deres subjektive vurdering av kunden (Bjørnenak og Helgesen, 2016). Videre finner Holm, Kumar og Plenborg (2016) at bedrifter som anvender kundelønnsomhetsanalyser har et bedre finansielt resultat. Den kausale sammenhengen er derimot mer utydelig, ettersom bedrifter som anvender nye verktøy for beslutninger, gjerne er bedrifter som allerede er lønnsomme (Holm et al., 2016).

2.2.3 Metoder for kundelønnsomhetsanalyser

Det finnes flere ulike metoder for å utføre kundelønnsomhetsanalyser, og hvilken som benyttes må vurderes i sammenheng med bransjen og hvilke typer data bedriften besitter (Strömsten og Lind, 2006), samt hva salgs kundemasse bedriften møter (Holm et al., 2012). For eksempel kan mer langsiktige perspektiv som kunders livsløpverdi eller verdivurdering av enkeltkunder være mer egnet i bankvirksomhet, ettersom kundeforholdet er over lang tid (Bjørnenak, 2013). På den annen side vil dette være mindre hensiktsmessig i bransjer hvor relasjonen til kunder er kort, for eksempel hvor kunderelasjonen består av ett enkelt kjøp.

Videre vil fire tilnærminger til kundelønnsomhetsanalyse presenteres; lønnsomhetsanalyse av enkeltkunder, lønnsomhetsanalyse av kundesegmenter, enkeltkunders livsløpverdi og verdivurdering av enkeltkunder.

Lønnsomhetsanalyse av enkeltkunder

Den første metoden er analyse av enkeltkunder, og baseres på grundige tall fra hver enkelt

kunde av bedriften. Metoden finner kundeprofitt ved å koble alle relevante kostnader og inntekter til kunden (Guilding og McManus, 2002). En slik analyse legger til grunn en eksplisitt tidsperiode hvor kundene følges, for eksempel månedlig, kvartalsvis eller årlig (Strömsten og Lind, 2006). Analysen kan i følge Helgesen et al. (2018) bygges opp ved hjelp av ulike kalkyler, men ofte anvendes en volumbasert metode, hvor kundene allokeres kostnader med hensyn på kjøpt volum (Strömsten og Lind, 2006). Alternativt kan en ABC-kalkyle anvendes, hvor kundene allokeres kostnader basert på aktivitetsnivå. Fordelen med dette er å bedre identifisere en kostnadsfordeling som representerer den kausale sammenhengen kostnadene har (Cooper og Kaplan, 1998).

Lønnsomhetsanalyse av kundesegmenter

Kundesegmentsanalyser skifter fokuset fra enkeltkunder over til kundesegmenter. Kundene deles i segmenter basert på ulike kundedata, for eksempel demografi, geografi (Helgesen et al., 2018) eller finansielle data (Helgesen, 2006b). Hilsen og Hundsnes (2018) argumenterer for å benytte psykografiske data eller adferdsmønstre når segmenter defineres, og at slike typer analyser blir enklere å gjennomføre ved større utbredelse av teknologi og teknikker som maskinlæring og store data. Ved bruk av segmenter fremfor å analysere enkeltkunder kan for eksempel markedsføringstiltak enklere fordeles og data om segmentet kan benyttes til å evaluere kundens preferanser, adferd og lønnsomhet (Helgesen, 2006b).

Nedsiden ved å bruke en segmentbasert metode er at det benyttes snittverdier i analysen, og at detaljene som skiller kundene kan forsvinne (Helgesen et al., 2018). Utover dette benyttes historiske tall, som ikke behøver å være et godt utgangspunkt for fremtidig lønnsomhet.

Enkeltkunders livsløpverdi

Ved vurdering av enkeltkunders livsløpsverdi, beregnes hver kundes fremtidige lønnsomhet for hele kundeforholdet som en nåverdi (Guilding og McManus, 2002; Havelin et al., 2013). Pfeifer et al. (2005) definerer enkeltkunders livsløpsverdi som "... the present value of the future cash flows attributed to the customer relationship." Metoden er derfor mer fremtidsrettet enn de to første metodene, og tar følgelig ikke hensyn til historisk lønnsomhet (Havelin et al., 2013). Dermed kan en historisk ulønnsom kunde fremdeles ha positiv livsløpsverdi (Pfeifer et al., 2005). Bruken av denne typen analyser kan være

spesielt nyttig i bransjer hvor kunden antas å ha økende verdi over tid (Helgesen et al., 2018).

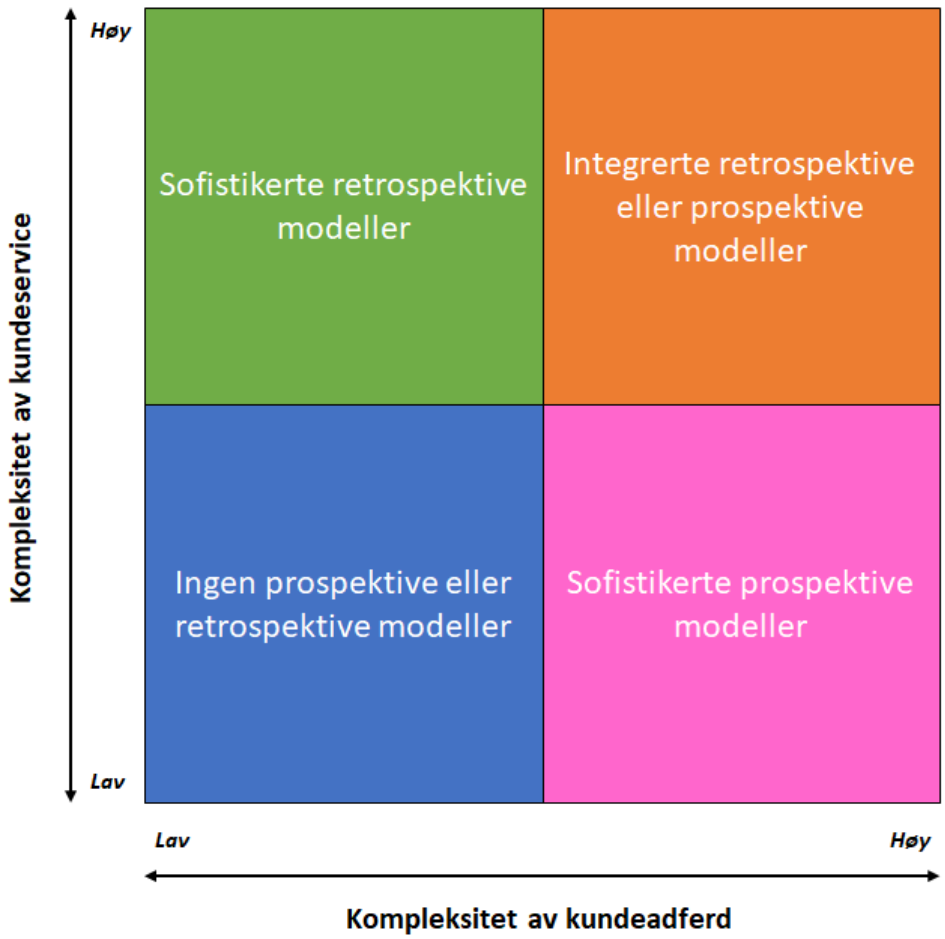
Verdivurdering av enkeltkunder

Den siste metoden er verdivurdering av enkeltkunder. Denne metoden vurderer verdien til kunden for bedriften (Customer Lifetime Value), men tar hensyn til andre faktorer enn rent finansielle tall (Guilding og McManus, 2002). Her hensyntas kundeforholdets eksterne effekter og hvordan dette påvirker kundens lønnsomhet (Helgesen et al., 2018). Et eksempel på inkludering av slike eksternaliteter er at en kunde introduserer produktet eller tjenesten til en annen kunde (Kumar, 2018). Verdien av den nye kunden vil da tilfalle verdivurderingen av den gamle kunden. Følgelig er en opptatt av at kunder kan ha større verdi dersom de gir signaler til markedet som øker verdivurderingen av andre kunder.

2.2.4 Valg av metode for lønnsomhetsvurdering

Holm et al. (2012) presenterer et rammeverk for valg av metode for kundelønnsomhetsvurderinger. De tar utgangspunkt i to overordnede grener av lønnsomhetsanalyser: retrospektive analyser (kalt customer profitability analysis i artikkelen) og prospektive analyser (kalt customer lifetime value i artikkelen). De retrospektive analysene baseres på historiske inntekter og kostnader for en gitt periode. Prospektive analyser predikerer kontantstrømmer og estimerer nåverdier av kundeforhold.

Videre argumenterer de for at de viktigste faktorene som bestemmer valg av metode og hvor sofistikerte modellene skal være, er bedriftens kompleksitet i kundeservice, samt bedriftens kompleksitet i kundeadferd. For retrospektive analyser vil en mer sofistikert modell ha høyere grad av detaljnivå når ressursbruk approksimeres på enkeltkundenivå. Når det kommer til prospektive analyser ansees mer avanserte modeller for prediksjon av inntekter som mer sofistikerte. Rammeverket presenteres i figur 2.1. (Holm et al., 2012)



Figur 2.1: Rammeverk for valg av kundelønnsomhetsmetode, hentet fra (Holm et al., 2012)

Kompleksitet i kundeservice

Holm et al. (2012) definerer kompleksitet i kundeservice som graden av variasjon i servicebehov og -krav som fører til variasjon i aktiviteter i organisasjonen, både når det kommer til antall aktiviteter og tid brukt på hver aktivitet. Med større variasjon i kunders servicebehov og større kundemasse, vil servicekompleksitet øke (Holm et al., 2012).

Holm et al. (2012) presenterer følgende karakteristikker som avgjør kompleksiteten i kundeservicen, der man benytter en fempoengsskala:

1. "Salg og markedsføringsressursbruk varierer blant kundene i vårt marked."
2. "Kjerneprodukter og/eller -tjenester skreddersys for å møte enkeltkunders behov i våre markeder."
3. "Forskjellige kunder tilbys forskjellige kommersielle vilkår (som priser, rabatter/avlag,

kredittvilkår etc.) i våre markeder."

4. "Leverings- og/eller distribusjonsressursbehov varierer mellom kunder i vårt marked."
5. "Ressurskrav etter salg varierer fra kunde til kunde i våre markeder."

Når kompleksiteten av kundeservicen øker, vil nytten av mer sofistikerte modeller for kostnadsallokering øke, som følge av at kostnader oppstår på tvers av avdelinger i organisasjonen og forskjell i ressursbruk blant kundene. Kostnadsforskjellene mellom kundene kan følgelig bli store sammenlignet med selskaper som har lav kompleksitet når det kommer til kundeservice. Mer sofistikerte modeller kan følgelig gi bedre approksimasjoner av kostnader tilknyttet komplekse kundemasser og tydeliggjøre forskjeller i kundelønnsomhet. (Holm et al., 2012)

Kompleksitet i kundeadferd

Parallelt med kundeservice, presenterer Holm et al. (2012) ulike karakteristikker som avgjør kompleksiteten i kundeadferden bedriften møter:

1. Variasjon i lengde av kundeforhold
   (a) "I vårt marked bytter kunden mellom tilbydere hele tiden."
   (b) "Noen kunder benytter seg av oss lenge, mens andre foretrekker å bytte ofte."
2. Variasjon i dybde av kundeforhold
   (a) "I våre markeder utfører noen kunder et par transaksjoner i året, mens andre har et stort antall transaksjoner."
   (b) "Variasjonen i omsetning eller bruk per transaksjon er stor fra transaksjon til transaksjon i vårt marked."
3. Variasjon i bredde av kundeforhold
   (a) "I vårt marked kjøper noen kunder et bredt utvalg av produktkategorier, mens andre bare kjøper en."
   (b) "Variasjonen i krysskjøp mellom kategorier er stort i vårt marked."

Når kundenes adferd blir mer kompleks, gjennom økt forskjell i handelsfrekvens, transaksjonsstørrelser, krysskjøp, varepreferanser og lignende, øker behovet for å forstå

lønnsomhetseffekter av enkeltkunders adferd over livstiden deres. Dette betyr at nåværende adferdsmønster og fremtidige adferdsendringer kan gi utslag i nåverdien av kundens tilknyttede kontantstrøm. Derfor vil prospektive modeller gi bedre innsikt når kundeadferdens kompleksitet øker. (Holm et al., 2012)

2.2.5 Oppsummering av relevant teori og litteratur om kundelønnsomhet

Kundelønnsomhetsanalyser har som hensikt å rette søkelyset mot aspekter ved et kundeforhold som resulterer i ulik lønnsomhet. Lønnsomhetsforskjeller kan oppstå som følge av ulik salgsmiks, pris, rabatter eller grad av service.

Det finnes flere ulike metoder for å utføre kundelønnsomhetsanalyser. Ved bruk av historiske data kan en utføre analyser på enkeltkunder og segmenter, og mer komplekse modeller kan anslå kunders livsløpsverdi og benytte verdivurderingsmetoder.

Metodevalget for kundelønnsomhetsanalyser avhenger hovedsakelig av to faktorer: bedriftens kompleksitet når det gjelder kundeservice og kompleksiteten av kundenes adferd. Hvor komplekst servicebehovet til kunder er, avgjør hvor sofistikerte kalkyler som bør benyttes i lønnsomhetsvurderingen. Hvorvidt et retrospektivt eller prospektivt perspektiv bør benyttes avhenger av hvor kompleks kundenes adferd er. Ved lav kompleksitet er merverdien av prospektive modeller liten, men vil øke ved mer kompleks kundeadferd, sammenlignet med retrospektive modeller.

2.3 Kundelojalitetsprogrammer

Denne oppgaven vil undersøke forskjeller mellom kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet til Rema 1000, og kundene som ikke er det. Følgelig vil teorien som finnes om lojalitetsprogram redegjøres for, spesielt med hensyn på lønnsomhet. Leenheer og Bijmolt (2008) påpeker at utbredelsen av lojalitetsprogram er størst i bransjer som karakteriseres av høy kjøpsfrekvens, høy grad av kundekontakt og en heterogen kundemasse. Følgelig er dette bransjer hvor bedriften har en fordel av å vite kundens prissensitivitet (Leenheer og Bijmolt, 2008). Dagligvare, hotell, fly, klær og finans er eksempler på slike bransjer (Dorotic, Bijmolt og Verhoef, 2012). På bakgrunn av dette er dagligvarebransjen

et godt utgangspunkt for en analyse av lojalitetsprogrammer.

Medlemmer av lojalitetsprogrammer mottar typisk ulike fordeler i bytte mot informasjonen bedriften mottar. I følge Dorotic og Olsen (2013) er det en underliggende forutsetning om at lojalitetsprogrammer bidrar til å øke bedriftens salg og lønnsomhet. Lal og Bell (2003) viser til to mekanismer som skaper suksess for et lojalitetsprogram i dagligvaren: redusert priskonkurranse ved å skape byttekostnader for kunden, og redusert markedsføringskostnad som følge av å fokusere ressurser på å beholde lojale kunder og øke deres omsetning hos aktøren. Hvorvidt et lojalitetsprogram er en suksess vil således være avhengig av interne og eksterne faktorer.

2.3.1 Definisjon av kundelojalitetsprogrammer

Denne utredningen vil benytte Dorotic et al. (2012) sine fem definerende karakteristika for lojalitetsprogrammer, basert på Berman (2006), Blattberg, Kim og Neslin (2008) og Leenheer, Bijmolt, Van Heerde og Smidts (2007), i analysen av lojalitetsprogrammer. Karakteristikaene er oppsummert og forklart i tabell 2.2. Andre definisjoner fra litteraturen, som Sharp og Sharp (1997) og Leenheer, Bijmolt, Van Heerde og Smidts (2007) definerer det som et markedsføringsverktøy som belønner og oppmuntrer til lojal adferd hos kunden. Felipe, Marques og Salgueiro (2017) definerer det som et verktøy for å bygge langsiktige relasjoner til kunden. Andre definisjoner har mer fokus på lojalitetsprogrammets funksjon; Liu og Yang (2009) definerer det som "... long-term oriented programs that allow consumers to accumulate some form of currency, which can be redeemed later for free rewards", og Henderson, Beck og Palmatier (2011) definerer det som "any institutionalized incentive system that attempts to enhance consumers' consumption behaviour over time." Lojalitetsprogrammer kjennetegnes følgelig ved at de oppmuntrer til lojalitet, er strukturerte, er langsiktige, belønner medlemmer og har løpende markedsføring.

Karakteristikk	Forklaring
Oppmuntre til lojalitet	Hovedformålet til lojalitetsprogrammet bør være å oppmuntre til og belønne medlemmers adferdsmessige og holdningsmessige lojalitet, og dermed oppmuntre til å handle oftere og mer.
Strukturert	Kunder er nødt til å være medlemmer for å få fordeler, som impliserer at lojalitetsprogrammer bør være medlemskapsbasert. Således kan selskapet identifisere hvert enkelt medlem av lojalitetsprogrammet og bruke informasjonen innhentet gjennom lojalitetsprogrammet i kundeforholdet med medlemmet.
Langsiktighet	Et lojalitetsprogram anses som langvarig, og kan derfor ikke introduseres for korte tidsperioder, som for eksempel en salgskampanje. Et lojalitetsprogram er en langsiktig investering for både medlem og tilbyder.
Belønning	Et lojalitetsprogram bør belønne medlemmene for deres lojalitet basert på deres nåværende eller fremtidige verdi for selskapet, typisk gjennom akkumulering av en form for lojalitetsprogram-valuta basert på handlemønster. Medlemmene blir gitt prisavslag, varer, tjenester, personlige tilbud eller særbehandling.
Løpende markedsføringsinnsats	Programmet bør skreddersy markedsføringen til medlemmene løpende (for eksempel målrettet markedsføring, arrangementer for medlemmer og/eller personlige tilbud)

Tabell 2.2: Definerende karakteristikker for kundelojalitetsprogrammer

Lojalitetsprogrammer søker å skape lojalitet eller en relasjon til kunden (Dorotic et al., 2012). Det varierer imidlertid hvordan forskning mener dette oppnås og hva økt lojalitet faktisk er. Lojalitet består av en adferdsmessig og holdningsmessig komponent, og hvilken komponent som påvirkes av programmene er ikke alltid like synlig (Dorotic og Olsen, 2013). Fortrinnsvis er målet til et lojalitetsprogram å øke den adferdsmessige komponenten som materialiserer seg i økt andel av konsum hos butikken, fremfor kundens holdninger til merket (Dorotic og Olsen, 2013).

Dette bygger på tidligere forskning fra for eksempel Hallowell (1996), som påpeker at lojale kunder gir høyere inntekter enn vanlige kunder. Helgesen (2006a) viser til lignende funn, hvor sammenhengen mellom lojalitet og kundelønnsomhet har en degressiv form.

Hvorvidt lojalitetsprogram har en lignende effekt på lojalitet, er derimot ikke entydig fra litteraturen (Dorotic et al., 2012).

Opptjening av bonuspoeng eller valuta som senere kan benyttes til å løse inn belønninger er et eksempel på å motivere til lojalitet (Liu og Yang, 2009). Økt lojalitet materialiserer seg enten ved at kundene handler oftere, øker kjøpsfrekvensen eller bruker en større andel av budsjettet sitt hos aktøren. "Share of wallet" og "share of visits", heretter andel av budsjett og andel av handler, er ofte anvendt som avhengig variabel i teorien om lojalitetsprogram i dagligvaren (Mägi, 2003; Leenheer et al., 2007; Lal og Bell, 2003).

2.3.2 Ulike typer kundelojalitetsprogrammer og design

Karakteristikkene presentert av Dorotic et al. (2012) angir dimensjoner som er beskrivende for de fleste lojalitetsprogrammer. Berman (2006) utdyper på den annen side fire ulike typer lojalitetsprogrammer, presentert i tabell 2.3, som i ulik grad oppfyller kriteriene i tabell 2.2.

Type lojalitetsprogram	Karakteristikk
Type 1: Medlemmer mottar rabatter ved innmelding	• Medlemskap er åpent for alle • Hvert medlem mottar samme rabatt uavhengig av kjøpshistorikk • Bedriften har ingen kunnskap om kjøper • Ingen tilpasset markedsføring til kunden
Type 2: Medlemmer mottar en gratis enhet ved kjøp av et gitt antall enheter	• Medlemskap er åpent for alle • Bedriften har ikke databaser som knytter kundedata opp mot kjøpshistorikk
Type 3: Medlemmer mottar rabatter eller poeng basert på kumulative kjøp	• Motiverer kunden til å øke forbruket sitt til å nå den kvalifiserende rabatten
Type 4: Medlemmer mottar personlige rabatter og kommunikasjon	• Medlemmer er delt inn i segment basert på kjøpshistorikk • Krever store databaser med data om kunden og kjøpshistorikk

Tabell 2.3: Karakteristikk for ulike typer kundelojalitetsprogram (Berman, 2006)

Et lojalitetsprogram av type 1 motiverer ikke kundene til å endre adferd utover den

effekten som kommer direkte fra rabatten. Følgelig ansees ikke dette som et sant lojalitetsprogram, men kan heller introduseres som en respons på at rivaler i markedet innfører et lojalitetsprogram. Type 2,3 og 4 er eksempler på lojalitetsprogrammer som har til hensikt å øke andelen av budsjettet hos aktøren, gjennom personlige tilbud, kvantumsrabatter eller opptjening av poeng. (Berman, 2006).

Berman (2006) bemerker at potensielle gevinster ved et effektivt lojalitetsprogram er økt salg, lojalitet, mulighet til å identifisere viktige kunder eller segmenter, kjennskap til produkter, lavere servicekostnader og sterkere tilknytning til varemerket. Leenheer og Bijmolt (2008) finner også at hvor godt en klarer å utnytte dataene fra lojalitetsprogrammet vil ha en sammenheng med den observerte lojaliteten.

Uncles og Dowling (1997) trekker frem at synliggjøring av kostnader fra lojalitetsprogrammet er viktig, særlig når det kommer til alternativkostnad. Det finnes mange kostnader som er vanskelig å observere i denne sammenhengen, i tillegg til at programmet krever mye ressurser for å opprettholdes. Et vanlig motiv for å introdusere lojalitetsprogrammer er at lojale kunder er billigere å betjene, bruker mer penger og anbefaler produktet eller tjenesten videre. Introduksjonen av et lojalitetsprogram vil dermed i teorien kunne bidra til å redusere bedriftens kostnader Uncles og Dowling (1997).

2.3.3 Konkurranse og effekter på lojalitetsprogrammer

Konkurranse mellom ulike programmer gjør det vanskelig å etablere et varig konkurransefortrinn gjennom et lojalitetsprogram (Uncles og Dowling, 1997). Meyer-Waarden (2007) finner at geografisk nærhet mellom konkurrerende dagligvarebutikker med egne programmer kan bidra til å redusere fordelene til lojalitetsprogrammet. Videre vil et marked mettet av lojalitetsprogrammer redusere bransjens lønnsomhetspotensiale, for eksempel ved å gi kunden mulighet til å plukke ut de beste tilbudene fra hvert program (Leenheer et al., 2007; Liu og Yang, 2009).

Liu og Yang (2009) finner at bedrifter med høyere markedsandel bedre utnytter mulighetene et lojalitetsprogrammet gir. Dette kan komme av at større selskaper har flere komplementære ressurser som øker lojalitetsprogrammets verdi for kunden (Liu og Yang, 2009). Følgelig er det viktig å forstå hvilken posisjon aktøren har i markedet, ettersom mange av lojalitetsprogrammene som har vist til suksess, (Sharp og Sharp, 1997; Leenheer

et al., 2007; Meyer-Waarden og Benavent, 2006), har hatt ledende markedsandeler.

Videre påpekes konkurranse som en viktig årsak til at mange programmer blir lansert, enten som en måte å skape konkurransefortrinn eller som en reaksjon til konkurrentenes tilbud (Leenheer og Bijmolt, 2008). Lojalitetsprogrammer er et viktig middel i konkurransen mellom dagligvareaktørene. Når en kunde blir medlem av et lojalitetsprogram øker byttekostnadene på grunn av fordeler, og med det lokkes kundene til å handle hos aktøren (Lal og Bell, 2003). En evaluering av eksterne virkninger og alternativ utnyttelse av ressursene vil følgelig være viktig i vurderingen av lojalitetsprogrammets lønnsomhet.

2.3.4 Kundens deltagelse i lojalitetsprogrammer

Dersom en kunde skal velge å bli medlem av et lojalitetsprogram, må programmets fordeler være større enn ulempene (Leenheer et al., 2007). Ulempene omfatter i denne sammenheng dataene som blir samlet inn og innsatsen kunden legger i programmet (Demoulin og Zidda, 2009). Den beste indikatoren på om en kunde velger et lojalitetsprogram er hvorvidt kunden bruker en stor nok andel av sitt totale budsjett og andel av totale besøk i butikken (Demoulin og Zidda, 2009). Dersom kunden allerede har en relasjon til butikken eller kjeden er sannsynligheten større for at den blir medlem (Meyer-Waarden og Benavent, 2009; Leenheer et al., 2007). Utover dette vil den økonomiske gevinsten av å melde seg inn i et lojalitetsprogram være en viktig driver (Leenheer et al., 2007), særlig monetære belønninger (Ruzeviciute og Kamleitner, 2017).

Selvseleksjonsbias er et problem i analysen av lojalitetsprogrammer (Dorotic et al., 2012). Kunder som velger å bli medlem i lojalitetsprogrammer er gjerne de som har mest nytte av dem, og kan realisere gevinsten raskt (Meyer-Waarden og Benavent, 2009). Det er følgelig ikke tilfeldig hvem som blir medlem. Dette er i tråd med funnene til Leenheer et al. (2007) og Meyer-Waarden og Benavent (2009), som finner at selvseleksjon er den viktigste indikatoren på forskjellen i lojalitet, målt som andel av budsjett. Dette kommer av at kjøpsadferden til programmedlemmer og ikke-medlemmer er fundamentalt forskjellige (Van Heerde og Bijmolt, 2005). For eksempel finner Demoulin og Zidda (2009) at kunder som er lojale etter lojalitetsprogrammets introduksjon, ofte var lojale både i holdninger og adferd før de ble medlemmer.

Illojale kunder fortsetter ofte å være illojale selv om de blir medlem av lojalitetsprogrammet

(Meyer-Waarden, 2007). Steinhoff og Palmatier (2016) finner for eksempel at lojalitetsprogrammet kan ha en negativ effekt på holdninger til kunder som av forskjellige grunner ikke oppnår belønninger. Kunder som sent blir medlem av programmet reduserer konsum til gamle vaner når belønningen er oppnådd (Meyer-Waarden og Benavent, 2009). I slike tilfeller kan en økt lojalitetseffekt være kortsiktig. Dette er i tråd med en tidligere studie av Meyer-Waarden og Benavent (2006), som finner at kunder med lavere andel av budsjett hos aktøren, opplever mindre byttekostnader ettersom de må investere mer tid for å oppnå belønninger.

Studier rundt kundenes deltagelse i lojalitetsprogrammer finner følgelig at kunder som velger å bli medlem har betydelige fordeler ved medlemskapet. Fordelingen av medlemmer og ikke-medlemmer er dermed ikke tilfeldig. Dette medfører en viss problematikk i studien av lojalitetsprogrammer, som skal diskuteres i kapittel 5. Utover dette belyser litteraturen at opportunistiske kunder, som leter etter de beste tilbudene, ikke nødvendigvis viser til større lojalitet over tid.

2.3.5 Funn fra studier av lojalitetsprogrammer i dagligvarebransjen

I dette avsnittet vil vi presentere funn fra dagligvarebransjen i litteratur om lojalitetsprogrammer, med hensyn på medlemskapets påvirkning på andel av budsjett, andel av besøk og kjøpsfrekvens.

Liu (2007) undersøkte lojalitetsprogrammets effekt på kunders kjøpsfrekvens og kurvstørrelser hos nærbutikker i en periode over 2 år etter de blir medlem av et lojalitetsprogram. Både kjøpsfrekvens og kurvstørrelsene økte, men effekten fant bare sted hos kunder som hadde et moderat til lavt konsum hos aktøren (Liu, 2007). Meyer-Waarden (2007) finner en lignende positiv sammenheng hos medlemmer av lojalitetsprogrammer når det kommer til andel av budsjett og varigheten av kundeforholdet hos dagligvareaktøren.

Lal og Bell (2003) studerte den amerikanske dagligvaren, hvor kunder med høyest konsum ikke ble påvirket av å bli medlem i et lojalitetsprogram, da de til en viss grad ikke kan øke sitt konsum hos aktøren. Det er derimot kunder som plukker tilbud fra forskjellige aktører som øker sitt konsum ved å bli medlem. Følgelig er det økningen som finnes hos kunder med lite til middels konsum som gjør programmet lønnsomt, og veier opp for kostnadene

ved at høykonsumskunder benytter seg av rabatter. Funnene er imidlertid fra en ledende aktør i sitt marked, baserer seg på kortsiktige men gjentakende programmer, og hensyntar ikke selvseleksjon. (Lal og Bell, 2003)

Taylor og Neslin (2005) finner lignende resultater i sin studie av lojalitetsprogrammer knyttet til en kortsiktig, men gjentakende kampanje. De identifiserer også at kunder øker kjøpsfrekvensen når de er nær ved å oppnå belønning. I sin metastudie bemerker Dorotic et al. (2012) at det ofte observeres en sterkere effekt av kortsiktige programmer. Videre finner Taylor og Neslin (2005) at kundene viser til mer lojal adferd etter belønning er oppnådd.

En av de viktigste årsakene til at en kunde i dagligvaremarkedet velger å handle i en gitt butikk er geografisk nærhet (Meyer-Waarden og Benavent, 2009). Sett i sammenheng med lojalitetsprogram, finner Meyer-Waarden og Benavent (2009) at geografisk nærhet har en positiv sammenheng med kundenes bruk av belønninger. Videre finner de at kundene i studien ikke opprettholder den tidligere observerte effekten på kjøpsfrekvens, kurvstørrelse og andel av budsjett hos butikken. Ved å oppnå belønning reduserer kundene byttekostnadene, som kan bidra til å forklare effekten. Videre hensyntar studien selvseleksjon ved å koble sammen kundedata før og etter medlemskapet, men observerer kunder som ble medlem sent i lojalitetsprogrammets levetid. (Meyer-Waarden og Benavent, 2009)

Ved å hensynta selvseleksjonsbias finner Leenheer et al. (2007) en svak positiv effekt på andel av budsjett i dagligvaren, og identifiserer selvseleksjon som den største påvirkningen på andel av budsjett. Følgelig vil en vesentlig del av effekten til lojalitetsprogrammene forklares av at kunder som allerede var lojale velger å bli medlem (Leenheer et al., 2007).

Mägi (2003) finner begrensede effekter av lojalitetsprogrammer på andel av budsjett og andel av besøk i den svenske dagligvaren. På den annen side har kundetilfredshet en svak positiv effekt (Mägi, 2003). Meyer-Waarden og Benavent (2006) finner ingen økning av kjøpsfrekvens i dagligvaren. Nunes og Drèze (2006a) observerer at kunder i dagligvaren øker konsumet sitt dersom kundene har muligheten til å oppnå belønning. Dette gjelder også når kunden allerede har lagt inn innsats, eller har blitt tilegnet innsats (Nunes og Drèze, 2006a). Belønninger kan også skape et vedvarende økt kjøpemønster, ved at kunden vet hvordan den skal oppnå belønninger. Denne effekt ble observert i en studie av

bonusprogrammer i flybransjen (Drèze og Nunes, 2011). Taylor og Neslin (2005) observerte lignende effekter i dagligvarebransjen, hvor kunder som fikk belønning viste høyere forbruk i ukene etter.

Et potensielt problem rundt flere studier av lojalitetsprogrammer er at det anvendes en for kortsiktig tidshorisont. Studier utført av Lal og Bell (2003), Nunes og Drèze (2006a) og Taylor og Neslin (2005) ser på begrensede tilbud, og Mägi (2003) undersøkte et lojalitetsprogram over en fire ukers periode. I følge Dorotic et al. (2012) er programmets langsiktighet et kriterium for om det kan karakteriseres som et lojalitetsprogram. Hvorvidt resultatene fra denne typen studier kan generaliseres til effekten av et langsiktig lojalitetsprogram som Æ er dermed diskuterbart. Liu (2007) hensyntar ikke selvseleksjon, og undersøker et isolert program. Selvseleksjon hensyntas heller ikke av Mägi (2003) og Lal og Bell (2003), og bidrar følgelig til at effekten av medlemskapet på den avhengige variabelen trolig overvurderes.

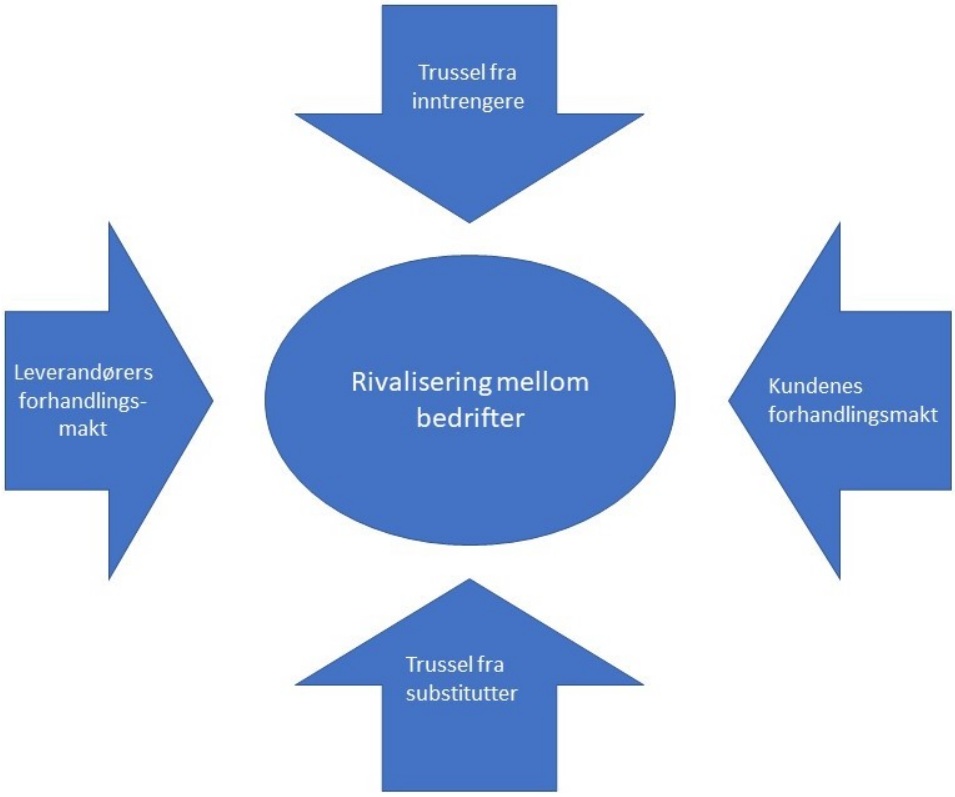
2.3.6 Oppsummering av teori om lojalitetsprogrammer

Lojalitetsprogrammer er strukturerte og langsiktige programmer, som oppmuntrer til lojalitet gjennom belønninger og legger til rette for løpende personlig markedsføring. Det finnes flere ulike typer lojalitetsprogrammer som er egnet for ulike situasjoner.

Samlet viser litteraturen til positive eller begrensede effekter av lojalitetsprogrammer på mål som andel av budsjett og andel av besøk. Til tross for dette finnes det begrensninger hos flere av studiene, for eksempel rundt håndteringen av selvseleksjon, tidshorisonten som studeres og hvorvidt en kontrollerer for konkurranse. Det er også knyttet usikkerhet til hvorvidt analysene holder for de moderne og heldigitale lojalitetsprogrammene.

2.4 Porters fem konkurransekrefter

En strategisk analyse av dagligvaremarkedet vil bli foretatt for å undersøke lønnsomhetspotensialet i bransjen. For å gjøre dette vil vi benytte rammeverket foreslått av Porter (1979). Denne modellen består av fem komponenter som angir lønnsomhetspotensialet, trussel fra inntrengere, leverandørers forhandlingsmakt, kundenes forhandlingsmakt, trussel fra substitutter og rivaliseringen mellom bedrifter.



Figur 2.2: Porters fem konkurransekrefter (Porter, 1979)

Når en ser på trussel fra inntrengere, foreslår Porter (1979) å undersøke mulighetene for at nyetableringer kan innta markedet. Inngangsbarrierer gjør dette vanskeligere, men hvorvidt barrierene forhindrer nyetableringer avhenger av tilstedeværelsen av stordriftsfordeler, høye oppstartsinvesteringer, læringskostnader, tilgang til leverandører, politiske faktorer eller høye differensieringskostnader.

Lønnsomhetspotensialet påvirkes også av makten leverandører og kunder kan utøve over bransjen. Dette kan skyldes størrelsesforholdet av leverendøren og kunden i forhold til bransjen. For eksempel vil større kunder kunne forlange kvantumsrabatter som reduserer gevinsten aktørene i bransjen sitter igjen med. Antall aktører i hvert ledd av verdikjeden vil følgelig også påvirke lønnsomhetspotensialet. Dersom en har mange leverandører som konkurrerer om å levere til en monopolist, vil monopolisten normalt kunne sette en lavere pris, sammenlignet med om rollene var reversert. Følgelig vil en gjerne forsøke å differensiere produktet eller tjenesten for å øke markedsmakten overfor kunder. Til slutt vil nødvendigheten av et produkt, fra kundens eller leverandørens side, påvirke hvor villig en er til å risikere og forhandle om lavere pris. (Porter, 1979)

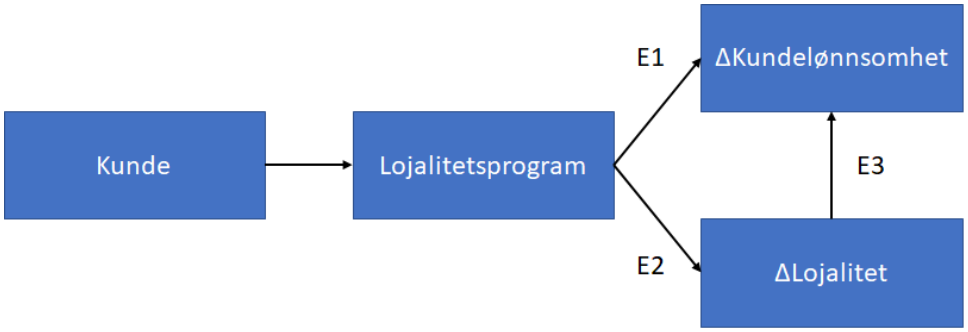
Den neste faktoren som påvirker bransjens lønnsomhet er den relative trusselen fra

substitutter. Substitutter fungerer som et tak på hvilken pris bransjen kan sette, og dermed lønnsomhetspotensialet. Kunder velger bort bransjens produkter når prisen overstiger kundens nytte, ved at kunden får et høyere konsumentoverskudd fra substituttene, dersom bransjen priser produktene for høyt. Nytten kunden observerer vil påvirkes av differensiering, utvikling av nye produkter i bransjen og substitutter. (Porter, 1979)

Konkurransen mellom de ulike aktørene innad i bransjen vil også påvirke lønnsomhetspotensialet, for eksempel gjennom priskriger. Rivaliseringen påvirkes av faktorer som bedriftenes størrelse, antall aktører i markedet, vekstpotensiale, muligheter for differensiering, kostnadsstruktur, kapasitet og exit-barrierer. En bransje i vekst vil ofte se flere aktører posisjonere seg for å innta markedet, som øker konkurransen og reduserer marginene. Følgelig vil en bransje med høy rivalisering ofte oppleve redusert lønnsomhet over tid. (Porter, 1979)

2.5 Oppsummering av relevant teori og litteratur

I dette kapittelet har vi presentert sentral teori og litteratur knyttet til kalkyler og metoder for kundelønnsomhetsvurderinger, som legger grunnlaget for hvordan en bedrift kan tilnærme seg kundelønnsomhetsanalyser. Videre ble sentral litteratur om lojalitetsprogrammer presentert for å kunne redegjøre for sammenhenger og kausalitet knyttet til lojalitetsprogrammer og deres effekt på kundelojalitet og -lønnsomhet. Avslutningsvis ble et rammeverk for strategisk bransjeanalyse presentert, som vil benyttes for å vurdere konkurranseomgivelsene aktøren og lojalitetsprogrammet som undersøkes må forholde seg til.



Figur 2.3: Illustrasjon av hypoteser rundt lojalitetsprogrammers effekter på kundelojalitet og -lønnsomhet

Sammenhengene som avdekkes av litteraturgjennomgangen, og undersøkes i utredningens problemstilling og forskningsspørsmålene illustreres i figur 2.3. Etter at en kunde melder seg inn i et lojalitetsprogram kan programmet ha tre effekter som påvirker kundens lojalitet og lønnsomhet. Lojalitetsprogrammet kan ha direkte effekter på kundens lønnsomhet (E1) gjennom fordeler som gis kunden og tilknyttede kostnader. Videre kan programmet ha en direkte effekt på kundens lojalitet (E2), ved at fordelene gir en endring i lojalitet. Avslutningsvis kan programmet ha en indirekte effekt på lønnsomhet (E3), ved at endringen i lojalitet føre til en endring i kundens lønnsomhet som følge av endringer i adferdsmønster. Etter litteraturgjennomgang, har vi inntrykk av at effektene som fokuseres på i forskning er E2 og E3, der E2 og E3 er effektene som antas å være positive ved innføring av lojalitetsprogrammer. Denne utredningen søker som nevnt tidligere å kombinere både kundelønnsomhet og -lojalitet, ved å forsøke og estimere og kvantifisere E1 og dermed synliggjøre lojalitetsprogrammets direkte effekt på kundelønnsomhet. I analysene av lojalitet vil E2 estimeres.

3 Metode

Metodekapittelets formål er å redegjøre for hvilke metodiske valg som er foretatt i arbeidet med utredningen. Innledningvis presenteres forskningsdesign. Deretter vil metode for datainnsamling fremlegges. Videre vil valg av kalkyle og bearbeiding av data for analyseformål presenteres. Avslutningsvis vil utredningens empiriske analysetilnærming redegjøres for, og forskningskvaliteten vil evalueres.

3.1 Forskningsdesign

Denne utredningen tar utgangspunkt i et kvantitativt forskningsdesign, da vi ønsker å undersøke forholdet mellom variabler basert på numerisk datamateriale. Formålet med forskningsdesignet vårt er å utføre en forklarende studie, ved å undersøke og øke innsikt rundt sammenhengen mellom kundelojalitetsprogrammer, kundelønnsomhet og -lojalitet.

Forskningstilnærming

Saunders, Lewis og Thornhill (2016) og Jacobsen (2005) forklarer at en deduktiv forskningstilnærming kjennetegnes ved at man søker å forklare kausale sammenhenger mellom konsepter og variabler, med utgangspunkt i antagelser eller teori. Denne utredningen vil følge en slik tilnærming, ved å ta utgangspunkt i eksisterende teori om lojalitetsprogrammer, og forsøke å teste om de holder gitt våre metodiske valg.

Forskningsspørsmål

Forskningsspørsmål benyttes i følge Saunders et al. (2016) for å utdype og operasjonalisere problemstillingen, og tydeliggjør den stegvise prosessen for å belyse den. For å belyse problemstillingen stiller vi følgende spørsmål:

1. *Hvordan kan en dagligvarekjede definere kundelønnsomhet? (herunder kalkyle, og hvilken metode)*
2. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lønnsomme enn kunder som ikke er medlem?*
3. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lojale enn kunder som ikke er medlem?*

3.2 Datainnsamling

For å analysere kundelønnsomhet i dagligvarebransjen, trengs data om handler kundene har foretatt seg, samt kostnader knyttet til produkter og handelen. Vi har mottatt data fra Rema 1000, gjennom kontakt med sjef for avdeling for prising og analyse. Dataene er hentet ut fra Remas interne databasesystem, hovedsakelig fra oversikten over transaksjoner, men også oversikt over kampanjer og rabatter som er gitt i perioden, oversikt over kjedens varesortiment, varegrupper og varegruppenes bruttomarginer.

Det er utlevert fire filer, der tre av de er datasett. Datasett 1 inneholder data om handler foretatt i 2019 av 999 tilfeldig valgte Æ-kunder. Datasett 2 inneholder data om handler foretatt i 2019 av 999 tilfeldig valgte kunder som ikke er medlem i Æ. Dette er rent transaksjonelle data, og ikke demografiske data om kundene. Datasett 3 inneholder forklaringer av BO3-grupper og lønnsomheten til BO3-gruppene. Rema benytter et hierarki av varegrupper og -typer, der de kaller nivåene BO1, BO2 og BO3. BO1 er øverste nivået i hierarkiet og består av 12 varegrupper, eksempelvis tørrvarer, frysevarer og kjølevarer. BO3 er det mest detaljerte nivået i hierarkiet og består av rundt 500 varetyper, som for eksempel kjøttdeig, kyllingkjøttdeig, honning, syltetøy og søtpålegg. Det er også utlevert en fil med oversikt over kolonner i datasett 1 og 2, med tilhørende forklaring av kolonnene. Denne er gjengitt i tabell A1.1 i appendiks.

Videre vil datamaterialet presenteres i detalj.

3.3 Presentasjon av datamaterialet

Datasett 1 - Handler foretatt av medlemmer av lojalitetsprogrammet

Datasettet inneholder 1 359 999 varelinjer (rader) handlet i 102 660 handlekurver av 999 Æ-medlemmer i tidsperioden fra og med 01.01.2019 til og med 31.12.2019. Datasettet har blant annet kolonner som gir informasjon om hvilken vare som ble kjøpt, i hvilken rekkefølge, totalt antall varer i kurven og eventuelle rabatter eller kampanjer som er benyttet.

Se tabell A1.1 for en beskrivelse av samtlige kolonner i tildelt datasett.

Datasett 2 - Handler foretatt av kunder utenfor lojalitetsprogrammet

Datasettet inneholder 766 506 varelinjer handlet i 88 660 handlekurver av 999 kunder som ikke er medlem av Æ, i tidsperioden fra og med 01.01.2019 til og med 31.12.2019. Datasettet har kolonner som gir informasjon om hvilken vare som ble kjøpt, i hvilken rekkefølge, totalt antall varer i kurven og eventuelle rabatter eller kampanjer som er benyttet. Se tabell A1.1 for en beskrivelse av samtlige kolonner i tildelt datasett.

Remas systemer kan ikke nøyaktig identifisere enkeltkunder som ikke er medlem av Æ. Følgelig må alternative metoder for identifisering benyttes. Individene i utvalget identifisert ved å se på kombinasjon av de fire siste sifrene i kundens betalingskortnummer og regionene kortet er benyttet i. Tvilsomme kombinasjoner av region og kortbruk ekskluderes. Årsaken til at begrensninger legges på region er at fire siffer i intervallet $[0, 9]$ gir 10 000 kombinasjoner. På landsbasis er det derfor sannsynlig at flere ulike kunder har de samme fire siste sifrene i kortnummeret sitt. Sannsynligheten for at flere kunder har samme kombinasjon av siffer i kortnummeret reduseres når uregelmessige handlemønster med hensyn på region ekskluderes. Eksempelvis er det mindre sannsynlig at samme kunde handler jevnlig i Viken og Troms og Finnmark med kort mellomrom. Følgelig behandles dette som to forskjellige kunder

Datasett 3 - Oversikt over BO3-grupper og tilhørende lønnsomhet

Datasett 3 inneholder en oversikt over Rema 1000s BO3-grupper, informasjon om gruppene samt lønnsomhet per BO3-gruppe for 2019. Rema definerer alle varene i et hierarki basert på varenummer, henholdsvis BO1, BO2 og BO3. BO3 er det mest detaljerte hierarkiet i datasettet, hvor hver enkelt varetype, for eksempel kjøttdeig, har sin egen identifikator. De ulike varemerkene av kjøttdeig tilhører dermed samme BO3 nummer, men kyllingkjøttdeig har et ulikt BO3 nummer. BO1 er øverst i hierarkiet og består av 12 overordnede varegrupper, et eksempel på dette er tørrvarer.

3.4 Kalkylevalg

For å kunne undersøke lønnsomheten til henholdsvis Æ-medlemmer og vanlige kunder, må et hensiktsmessig sammenligningsgrunnlag anvendes. Vi vil i denne sammenhengen anvende en enkel bidragskalkyle basert på salgspris og varekost på BO3-nivå.

De tildelte kostnadene er i høyeste grad variable, da det er varekost, og dermed direkte henførbare til produktene og kundene. Utover dette har vi ikke fått oversikt over andre direkte eller indirekte kostnader, eksempelvis distribusjonskostnader, leie av butikklokaler eller lønnskostnader. Følgelig vil det ikke være mulig å utarbeide en mer omfattende bidragskalkyle, ABC- eller selvkostkalkyle.

3.5 Omarbeiding av datamateriale for analyseformål

De tildelte rådataene vurderes ikke som optimale for analyseformål. Vi har derfor bearbeidet rådataene for analyse av problemstillingen og forskningsspørsmålene. Videre vil det redegjøres for hvordan vi omarbeider dataene for analyseformål. Først renser vi datasettet. Deretter endres granulariteten fra varelinje per handlekurv til en gitt tidsperiode per kunde. Avslutningsvis defineres variabler som vil benyttes i den empiriske analysen.

3.5.1 Utarbeidelse av datasett 4 - helhetlig oversikt over handler

For å kunne utføre empiriske analyser er det fordelaktig å ha dataene om handler knyttet til Æ-kunder og ikke-Æ-kunder i samme datasett. Dermed er det nødvendig å slå sammen datasett 1 og 2. Videre vil prosessen beskrives.

Det er forskjellig struktur på de pseudonymiserte kundeidentifikatorene og navn på den tilhørende kolonnen i datasettet for Æ-kunder og ikke-Æ-kunder. Identifikatorene i seg selv gir ikke informasjon om hvorvidt kunden er medlem av lojalitetsprogrammet eller ikke. Følgelig utarbeides en oversikt over kundene som eksisterer i begge settene og oversikt over hvem som er medlem av Æ eller ikke.

Kundeidentifikatorene i datasett 1 og 2 ekstraheres til en ny tabell med to kolonner: CustomerID og PseudonymisertID. For Æ-kunder vil det være null-verdi i PseudonymisertID og identifikator funnet i datasett 1 i CustomerID. For ikke-Æ-kunder er det null-verdi i CustomerID og tildelt identifikator i datasett 2 i PseudonymisertID. Det opprettes en ny indekskolonne med identifikator for kundene kalt kundenøkkel, som er et løpenummer som starter på 0. Deretter opprettes det en ny kolonne i datasettet kalt Lojalitetsprogrammedlem, som gis verdi 0 dersom det er null-verdi i kolonnen CustomerID og 1 ellers, som betyr at verdien er lik 1 dersom kunden er medlem av Æ og 0 hvis kunden

ikke er medlem. Se eksempel i tabell 3.1.

CustomerID	PseudonymisertID	kundenøkkel	Lojalitetsprogrammedlem
12345	NULL	0	1
NULL	54321	1	0
NULL	2345	2	0
4321	NULL	3	1

Tabell 3.1: Eksempeltabell for utarbeidet kundeoversikt

I datasett 1 og 2 erstattes verdiene i kolonnene CustomerID og PseudonymisertID med den tilsvarende verdien i kundenøkkel og kolonnenavnet endres til kundenøkkel. Deretter hentes tilhørende verdi i kolonnen Lojalitetsprogrammedlem inn i datasett 1 og 2 i en kolonne med samme navn. Dette fører til at begge datasettene har blitt tilført en ny kundeidentifikator samt en kolonne med identifikatorvariabel for hvorvidt kunden er medlem av lojalitetsprogrammet eller ikke. Datasett 1 og 2 har nå lik struktur.

Avslutningsvis slås datasett 1 og 2 til datasett 4, som inneholder oversikt over alle varelinjer i de ulike handlekurvene handlet av kundene. Datasett 4, som er en sammenslått versjon av rådataene i datasett 1 og 2, tillagt informasjonen om lønnsomhet i datasett 3, vil være utgangspunktet for videre databehandling og -analyse.

Lønnsomhet inkorporeres i datasett 4 ved å hente verdier for lønnsomhetsmargin i datasett 3 inn i datasett 4 ved å matche basert på BO3-nummer. Deretter utarbeides en kolonne som angir varelinjens lønnsomhet i NOK etter at rabatt er gitt. Denne kalles lønnsomhet_kroner_etter_rabatt og regnes ut ved å multiplisere varens hyllepris fratrukket rabatt med BO3-gruppen varen tilhører sin margin.

3.5.2 Rensing av datasett

Kasse- og transaksjonsregisteret til Rema fungerer slik at rader for en varelinje i en handlekurv dupliseres dersom mer enn én type rabatt eller kampanje gis per vare. Dette som følge av at databasen kun kan registrere en enkeltverdi per rad i kolonnen for kampanjeID. For at hver varelinje som er handlet kun skal forekomme en gang, fjernes duplikatradene.

Remas butikker har offisielle åpningstider innenfor tidsrommet 06:00-24:00. I datasettet forekommer det handlekurver som er foretatt i tidsrom utenfor dette. Årsaken til at handler

kan forekomme rett før 06:00 kan være at butikken åpner tidligere enn planlagt, eller at ansatte handler før åpningstid. Årsaker til at handler er foretatt etter 24:00 kan være at kunder er i butikken frem til stengetid, og betaler rett etter stengetid eller at ansatte eller kjøpmann handler etter stengetid. Vi velger imidlertid å fjerne handler foretatt i tidsrommet mellom 01:00-5:00 da dette desidert er utenfor Remas åpningstider, og det er tvilsomt at de er foretatt av alminnelige kunder eller under alminnelige forhold. Beholder imidlertid handler mellom 24:00 og 01:00 og 05:00 og 06:00 av ovennevnte årsaker.

I perioden fra og med 01.01.2019 til og med 05.01.2019 forekommer det enkelte avvik i registrering av varer. Dette fører til at BO3-gruppene er feilregistrert med BO2-nummer, som er mye mindre detaljert. Vi har ikke mottatt kostnader for BO2-grupper, og har ingen måte vi kan finne ut hvilken BO3-gruppe varene hører til. Følgelig fjerner vi de tilhørende handlekurvene fra utvalget, da det ikke er mulig å fastslå varekostnaden knyttet til handlene. Dette gjelder 392 varelinjer tilknyttet 50 handlekurver foretatt av 20 kunder.

I det originale datasettet eksisterer det 470 varelinjer, tilknyttet 406 handlekurver, som har negativ pris. De stammer hovedsakelig fra returvarer eller levert pant. Varer med negativ pris kan være aktuelle å ekskludere videre i arbeidet, men vi velger å beholde varelinjene og kurvene. Årsaken er at valget om å returnere varer hviler på kunden, og adferden knyttet til dette kan variere fra kunde til kunde. Det å motta returvarer har en tilknyttet kostnad dersom varen er ødelagt eller om den returneres etter utløpsdatoen til varen. Dersom den kan selges, må den fortsatt selges. Returvarer registreres som salg, men med et negativt antall enheter, negativ pris og varens lønnsomhet ved salg med motsatt fortegn. Følgelig kan kunder som returnerer mye varer sammenlignet med kundemassen ellers ha lavere kundelønnsomhet, alt annet like, da returer oftest gir negativt bidrag. Totalt er det 61 handlekurver der prisen for hele kurven er negativ, noe som utgjør en neglisjerbar andel av utvalget. Med bakgrunn i dette beholdes kurver og varelinjer med negativ pris.

Valgene som er tatt i rensingen av datasettet og tilhørende reduksjon i antall varelinjer, handlekurver og kunder i datasettet oppsummeres i tabell 3.2.

	Utvalgsstørrelse	Antall handlekurver	Antall kunder
Opprinnelig datasett	2 126 505	191 220	1 998
Fjerner duplikatrader som følge av rabatter	2 081 485	191 220	1 998
Fjerner handler utenfor offisiell åpningstid (01:00-05:00)	2 080 487	190 953	1 998
Fjerner handler med feilregistrert BO3-nummer	2 080 095	190 903	1 998

Tabell 3.2: Rensing av sammenslått datasett (datasett 4)

3.5.3 Endring av granularitet

For å kunne analysere kundelønnsomhet og -lojalitet over ulike tidshorisonter, utarbeides nye datasett med grunnlag i datasett 4. Data fra datasett 4 aggregeres til ulike tidsperioder for samtlige kunder. Det er disse datasettene som vil være utgangspunkt for den empiriske analysen.

Datasett med grain per handlekurv per kunde

I datasett 4 hentes unike verdier for BasketID og tilhørende kundenummer ut. Datasett 4 inneholder kolonner med aggregerte verdier som gjelder for hele handlekurven, og ikke bare den representerte varelinjen for kurven i raden i datasett 4. De beholdes for at det ikke skal være behov for å beregne dem senere.

Datasett med grain per dag per kunde

Henter ut unike datoer fra datasett 4 i en egen tabell. Deretter repeteres datoene 1 998 ganger slik at det finnes like mange enkeltlinjer for hver dato som det er kunder i datasettet. Lager en kolonne for kundeidentifikatorer, som repeteres slik at hver kundeidentifikator forekommer like mange ganger som det er unike datoer i datasettet. Under arbeidet sorteres kolonnene slik at sluttresultatet blir en tabell med to kolonner, der hver kunde fra datasett 4 forekommer en gang per dato. Har følgelig kun unike rader med kombinasjoner av kundenummer og dato.

Datasett med grain per uke per kunde

Unike verdier for ukenummer ekstraheres fra datasett 4 og lagres i en kolonne i en ny tabell. Følger samme prosedyre som i utarbeidelse av datasett med grain per dag per kunde, for å ende opp med et datasett der hver rad er en unik kombinasjon av kundenummer og

ukenummer som forekommer i datasett 4.

Datasett med grain per måned per kunde

Unike verdier for månednummer hentes ut fra datasett 4 og lagres i en kolonne i en ny tabell. Følger samme prosedyre som for øvrige datasett, for å ende opp med et datasett der hver rad er en unik kombinasjon av kundenummer og månednummer som forekommer i datasett 4.

Datasett med grain per år per kunde

Det er kun et år som forekommer i datasett 4. Derfor opprettes en ny tabell, med en kolonne for år, der 2019 er verdien i hver rad og det er 1 998 rader. Deretter lages en ny kolonne med de unike kundeidentifikatorene. Dette gir et datasett der hver rad er en unik kombinasjon av alle år og kundenummer som forekommer i datasett 4.

3.5.4 Definering av variabler

I hvert av de ulike datasettene vi utarbeider, defineres variabler som er nyttige for den empiriske analysen. Metoden og prinsippene for å utarbeide variablene er generisk, uavhengig av tidsperiode, det er kun for hvilke tidsperioder variablene beregnes som varierer mellom datasettene. I de følgende avsnittene vil metoden for å utarbeide variabler redegjøres for.

3.5.4.1 Avhengige variabler

For å kunne besvare forskningsspørsmålene må både kundelønnsomhet og kundelojalitet kunne måles. Videre vil fremgangsmåtene som benyttes for å måle dette presenteres.

Mål på kundelønnsomhet

Kundelønnsomhet måles som bruttomarginen $salgspris - (salgspris * margin)$, der marginen er den gjennomsnittlige marginen for varens tilknyttede BO3-gruppe i 2019.

Ettersom lønnsomheten er utregnet som total lønnsomhet i en BO3-gruppe, vil det følgelig være samme lønnsomhetsmargin selv om kunden benyttet en rabatt. Dette vil ikke være helt overførbart til virkeligheten, ettersom Rema kjenner til varekostnad. Dermed får samme vare forskjellige marginer når ulike kunder gis forskjellig pris. Vi har ikke tilgang

til varekostnaden, og velger dermed å bruke marginen i sammenheng med salgspris i stedet for hyllepris, da dette i snitt vil gi det beste målet på faktisk lønnsomhet.

Mål på kundelojalitet

Som nevnt i kapittel 2 er andel av totalkonsum og andel av besøk mål som ofte benyttes i litteraturen og forskningen som angår lojalitet (Dorotic et al., 2012). Det viser seg å være vanskelig og måle de teoretisk korrekte parametrene for kundelojalitet. Følgelig vil utredningen benytte approksimasjoner for disse. Som proxy for andel av totalkonsum vil omsetning hos Rema benyttes og antall handlekurver som proxy for andel av besøk hos dagligvareforretninger. I kapittel 5 vil gyldigheten av approksimasjonene drøftes. Basert på dette vil lojalitet måles ved å undersøke hvorvidt det er forskjell i omsetning mellom medlemmer og ikke-medlemmer av Æ og om det er forskjell i antall handlekurver.

3.5.4.2 Kontrollvariabler for handlemønster

Lojalitetsprogrammedlem

Utledes som en dummyvariabel fra om kunden har tilhørighet til datasett 1 eller 2, følgelig om kunden er medlem av lojalitetsprogrammet eller ikke. Dette er forklart og illustrert tidligere ved utarbeidelse av datasett 4.

Totalomsetning per kunde i den gjeldende tidsperioden

Basert på oversikt over handler i datasett 4, utarbeides variabler for totalomsetning i alle datasettene strukturert etter kunder og ulike tidsperioder. Dette gjøres ved at omsetning x per varelinje v i kurv b, før eller etter rabatt for hver handlekurv foretatt av kunden i den gjeldende tidsperioden summeres, og verdien tilegnes en ny kolonne i datasettet. Beregningen presenteres i ligning 3.1, der V_b er settet av varelinjer v, som forekommer i kurv b som igjen er et element av settet B_{kt}, som er settet av handlekurver handlet av kunde k i perioden t.

$$o_{kt} = \sum_{b \in B_{kt}} \sum_{v \in V_b} x_{vb} \;\; \forall \;\; k \in K, \; t \in T \tag{3.1}$$

Antall handlekurver i den gjeldende tidsperioden

Variabelen utarbeides ved å iterere over samtlige kunder og tidsperioder og filtrere datasett 4 etter kundeidentifikator og identifikator for tidsperiodene. Deretter hentes unike

handlekurvidentifikatorer ut, og antallet unike identifikatorer telles. Summen av denne lagres som en variabel i raden for den gjeldende kunden og den gjeldende tidsperioden.

Snitt handlekurvstørrelse i den gjeldende tidsperioden

Snitt handlekurvstørrelse i den gjeldende tidsperioden beregnes som følger:

$$\bar{z}_{kt} = \frac{o_{kt}}{n_{kt}} \;\; \forall \;\; k \in K, \, t \in T \tag{3.2}$$

Der $\bar{z}$ er snitt kurvstørrelse, o er omsetning og n er antall handlekurver for kunde k i settet av kunder K i tidsperiode t i settet av det totale antall tidsperioder T. Altså utarbeides variabelen fra de tidligere definerte variablene for antall handlekurver per kunde i tidsperioden og totalomsetning per kunde i tidsperioden.

Oppsummering etter utarbeidelse av kontrollvariabler for handlemønster

Det er nå utarbeidet kontrollvariabler for følgende: totalomsetning før rabatt, totalomsetning etter rabatt, antall handlekurver, snitt kurvstørrelse før rabatt og snitt kurvstørrelse etter rabatt.

Se tabell 3.3 for et eksempel av variablene som er utarbeidet for to fiktive kunder, med granularitet per måned. Merk at kolonnene for totalomsetning og gjennomsnittlig kurvstørrelse i realiteten utgjør fire separate kolonner, en for hvert mål før og etter rabatt.

KundeID	År	Måned	Lojalitets-programmedlem	Totalomsetning før/etter rabatt	Antall handlekurver	Snitt kurvstørrelse før/etter rabatt
1	2019	1	1	10 000	16	625
2	2019	1	0	20 000	32	625

Tabell 3.3: Eksempeltabell per kunde per måned etter utarbeiding av kontrollvariabler for handlemønster

3.5.4.3 Kontrollvariabler for handlede varegrupper

I den empiriske analysen av lønnsomhet, må kundenes handlemønster og valg av ulike typer varer kontrolleres for. Ettersom utlevert data for varekostnad er på varetypenivå, anser vi det som hensiktsmessig å kontrollere for handlemønster på tilsvarende nivå. Dette kommer av at nyanser i valg av merkevare innenfor varegruppene likevel ikke reflekteres i lønnsomheten dersom handlemønster kontrolleres for på enkeltvarenivå.

For de 12 BO1-gruppene som forekommer i datasettet, utarbeides det i hovedsak to typer kontrollvariabler; en for omsetning i norske kroner for den gjeldende varegruppen i tidsperioden, og en for den gjeldende varegruppens andel av totalomsetning i perioden. Videre utarbeides to ulike mål for hver av de to typene av kontrollvariabler; ett mål basert på omsetning før rabatter (SuggestedPrice i datasett 1 og 2), og ett mål basert på omsetning etter rabatter (ExtendedPrice i datasett 1 og 2, som også aggregeres til TotalTransactionNetAmount per kurv).

Dette utføres først på kurvnivå, som deretter aggregeres til de ulike tidsperiodene. På kurvnivå er beregningen som vist i ligning 3.3:

$$o_{ibk} = \sum_{v \in V_b} x_{vi} \;\; \forall \;\; i \in I,\; k \in K,\; b \in B_k \tag{3.3}$$

Omsetning o per kunde k, i settet av kunder K, per kurv b i settet av kurver B_k handlet av kunden, beregnes ved å summere omsetning per varelinje v i settet av varelinjer V_b i kurv b.

Utregningen av omsetning per varegruppe i på kurvnivå aggregeres til de ulike tidsperiodene ved å gjøre følgende:

$$o_{itk} = \sum_{b \in B_{kt}} x_{ib} \;\; \forall \;\; i \in I,\; t \in T,\; k \in K \tag{3.4}$$

For kunde k i settet av kunder, K, og varegruppe i i settet av varegrupper I, i tidsperiode t i settet av tidsperioder, T, er omsetningen o summen av omsetningen x i varegruppe i i kurv b i settet av handlekurver B_{kt}. Følgelig summeres omsetning før eller etter rabatt, x, per varegruppe i i handlekurv b over alle handlekurver foretatt av kunden i den gjeldende tidsperioden.

Andelen handlet fra hver varegruppe per kunde i den gjeldende tidsperioden, utledes fra kolonnene for omsetning i perioden før eller etter rabatt, og tilsvarende for omsetning per varegruppe. Verdien regnes ut ved å dele omsetning per varegruppe på total omsetning i den gjeldende tidsperioden. Dersom kunden ikke har handlet i perioden, settes verdien til 0.

3.5.4.4 Kontrollvariabler for tidsperioder

Fra kolonnen med tidsinformasjon i datasett 1 og 2 (EndDateTime), ekstraheres informasjon vedrørende år, måned, uke, ukedag, dato og tidspunkt. For år, måned og dato benyttes innebygde funksjoner i R, som year(), month() og date() (se R Core Team, 2018). Funksjonene returnerer navnene på måned og ukedagene, som vi erstatter med numeriske verdier, henholdsvis 1 til 12 for januar til desember og 1 til 7 for mandag til søndag. For å hente ut ukenummer, brukes pakken ISOweek (Block, 2011, basert på algoritme av von Hatzfeld). I den empiriske analysen benyttes Statas dummify-funksjon for å lage dummyvariabler for de ulike tidsperiodene.

3.6 Empirisk analysetilnærming

Vi vil benytte multiple lineære regresjoner for å forklare effekten av ulike uavhengige variabler på en avhengig variabel. Videre vil to hovedmodellspesifikasjoner som benyttes i utredningen presenteres: en som tar for seg ulike forklaringsvariablers effekt på kundelønnsomhet over tid, og en som tar for seg ulike forklaringsvariablers effekt på kundelojalitetsmål over tid.

Vår hovedmodellspesifikasjon som forklarer kundelønnsomhet som følger:

$$\pi_{it} = \beta_0 + \beta_1 KLP_i + \gamma x_{it} + \lambda_t + \alpha_i + \epsilon_{it} \tag{3.5}$$

Hovedmodellspesifikasjonen som forklarer kundelojalitet er som følger:

$$lojalitet_{it} = \beta_0 + \beta_1 KLP_i + \gamma x_{it} + \lambda_t + \alpha_i + \epsilon_{it} \tag{3.6}$$

Der π_{it} er avhengig variabel i ligning 3.5 og er et profittmål, målt i NOK, og er definert per individ per tidsperiode. I ligning 3.6 er $lojalitet_{it}$ avhengig variabel og et mål på lojalitet, eksempelvis omsetning eller antall handlekurver. KLP_{it} er en dummyvariabel, definert per individ og per tidsperiode, som indikerer om kunden er medlem av kundelojalitetsprogrammet Æ ($KLP_i = 1$) eller ikke ($KLP_i = 0$). x_{it} er et sett kontrollvariabler, som er definert per individ per tidsperiode, for eksempel antall handleturer i perioden og andelen ulike varegrupper utgjør av totalomsetning. Videre er

z_i et sett med kontrollvariabler som varierer på tvers av individer men ikke over tid, og er typisk attributter ved individene som preferanser for ulike merkevarer eller inntekt. v_t er et sett med variabler som varierer over tid, men ikke på tvers av individer, og inkluderer makrofaktorer som KPI, konjunktur, eller sesong.

Restleddet er dekomponert i variablene λ_t, α_i og ϵ_{it}. Der de to første representerer faste effekter, henholdsvis for forhold som kun varierer over tid, og kun varierer på tvers av individer. Effekter som inngår i v_t og λ_t fanges opp ved å inkludere dummier for tidsperioder, eksempelvis ukedager, uker og år. Effekter som inngår i α_i er typisk attributter som individuelle preferanser, og er til dels uobserverbar heterogenitet i vårt datasett. Dette vil diskuteres senere i kapittel 5

3.6.1 Hypotesetesting

Denne utredning forsøker å belyse problemstillingen om medlemmer av Rema 1000s kundelojalitetsprogram er mer, mindre eller like lønnsomme og lojale som andre kunder. For å besvare dette spørsmålet er det koeffisienten til variabelen KLP_{it}, altså hvorvidt kunden er medlem av kundelojalitetsprogram eller ikke, sin påvirkning på den avhengige variabelen som er interessant. Empirisk ønsker vi derfor å teste følgende hypoteser:

H_0: Æ-kunder er like lønnsomme som andre kunder ($\beta_1 = 0$)

H_A: Æ-kunder er mer eller mindre lønnsomme enn andre kunder ($\beta_1 \neq 0$)

For å belyse problemstillingen ytterligere, ønsker vi også å undersøke hvorvidt medlemmer av lojalitetsprogrammet handler like mye/ofte som ikke-medlemmer eller ikke. Da ønsker vi å teste følgende hypoteser:

H_0: Æ-kunder er like lojale som andre kunder ($\beta_1 = 0$)

H_A: Æ-kunder er mer eller mindre lojale enn andre kunder ($\beta_1 \neq 0$)

Hypotesene som angår kundelønnsomhet vil testes ved å estimere ligning 3.5 og se på den estimerte koeffisienten $\hat{\beta}_1$ til KLP_i. Tilsvarende vil hypotesene knyttet til lojalitet testes ved å estimere ligning 3.6 og se på koeffisienten $\hat{\beta}_1$ til KLP_i.

3.6.2 Valg av estimator: minste kvadraters metode (OLS)

I denne utredningen vil vi benytte minste kvadraters metode, kalt ordinary least squares på engelsk (heretter OLS), til å estimere effekten forklaringsvariablene har på den avhengige variabelen i ligningene 3.5 og 3.6, altså koeffisientene til forklaringsvariablene. Valget av denne estimatoren følger av at den er den beste lineære uavhengige estimatoren (BLUE) under gitte forutsetninger, og gir estimater som er konsistente og forventningsrette dersom forutsetningene holder.

Minste kvadraters metode kan illustreres med det følgende univariate eksempelet, basert på Wooldridge (2015); anta at y_i er avhengig variabel og x_i er forklarende variabel. Vi har et utvalg $(x_i, y_i) : i = 1, ..., n$ fra en gitt populasjon. For populasjonen vil sammenhengen mellom avhengig og uavhengig variabel forklares med følgende ligning:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$$

Der u_i er et stokastisk restledd. Vi ønsker å estimere den avhengige variabelen y_i og kaller de estimerte verdiene $\hat{y}_1$. Vi kjenner ikke de sanne verdiene for β_0 og β_1 og ønsker å estimere y_i så nøyaktig som mulig ved å bestemme observerte verdier basert på utvalget for koeffisientene ($\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$) i følgende ligning:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i$$

I minste kvadraters metode minimeres summen av de kvadrerte avvikene mellom verdiene fra den estimerte ligningen og de faktiske y_i-verdiene. Avvikene defineres som $\hat{u}_i = y_i - \hat{y}_i$, og derfor minimeres følgende funksjon:

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} (\hat{u}_i)^2$$

Med hensyn på de to førsteordensbetingelsene:

$$I: \frac{\partial SSR}{\partial \hat{\beta}_0} = 0$$

$$II: \frac{\partial SSR}{\partial \hat{\beta}_1} = 0$$

Metoden minimerer summen av de kvadrerte avvikene mellom estimert verdi og faktisk verdi av avhengig variabel, med hensyn på koeffisientene. For tilfeller med $k > 1$ forklaringsvariabler benytter multippel regresjon med minste kvadraters metode samme fremgangsmåte, men førsteordensbetingelsene utvides til å gjelde de $k + 1$ koeffisientene $\beta_0, \beta_1, ..., \beta_k$ knyttet til de k forklaringsvariablene $x_1, x_2, ..., x_k$.

Forutsetninger for OLS

For at OLS skal være BLUE, ligger det, som nevnt, ulike forutsetinger til grunn. De er i følge Wooldridge (2015):

1. Lineære parametre
2. Tilfeldig utvalg
3. Ingen perfekt multikollinearitet
4. Residualene har forventet verdi lik 0, gitt alle forklaringsvariabler ($E(u|x_i) = 0$)
5. Homoskedastisitet ($var(u|x_i) = \sigma^2$)
6. Normalfordelte residualer ($E(u) = 0, var(u) = \sigma^2 : u \sim Normal(0, \sigma^2)$)

Forutsetning 1-4 fører til at OLS er unbiased, 5 gir variansformler for koeffisientene og konstaterer at OLS er "best linear unbiased" (Wooldridge, 2015). Avslutningsvis forklarer Wooldridge (2015) at forutsetning 6 fører til at koeffisientene OLS gir er normalfordelte.

3.6.3 Faste effekter

Faste effekter er en metode for å estimere uobserverte effekter i paneldata. I våre analyser vil dette hensyntas ved å benytte det Wooldridge (2015) omtaler som "the dummy variable regression". Det er ofte slik at det eksisterer ulike faste effekter som påvirker alle individer

likt for en gitt tidsperiode. Dette kan for eksempel være konjunktur, inflasjon eller andre makrofaktorer. Det kan også eksistere ulike effekter som er faste for et individ over tid, men som varierer på tvers av individene. Dette kan for eksempel være inntekt, bosted og preferanser for ulike goder. Selv om disse faste effektene ikke kan observeres direkte i datasettet, kan ulike metoder benyttes slik at man allikevel kan hensynta at disse effektene påvirker datapunktene og korrigere slik at man unngår utelatt variabel-bias i estimatene.

3.7 Evaluering av forskningskvalitet

Reliabilitet og validitet er sentrale momenter i vurdering av forskningskvalitet, spesielt i kvantitativ forskning. Reliabilitet angår replikering og konsistens, der forskning anses å være reliabel dersom det er mulig å replikere et tidligere forskningsdesign og produsere de samme funnene. Validitet knyttes til hvor passende målene som brukes er, nøyaktigheten av analysen og hvorvidt funnene er generaliserbare. (Saunders et al., 2016; Dahlum, 2018)

Først vil forskningsdesignets reliabilitet vurderes, herunder intern og ekstern reliabilitet. Deretter vil validiteten og generaliserbarheten vurderes.

3.7.1 Reliabilitet

Reliabilitet vurderes gjerne gjennom intern reliabilitet og ekstern reliabilitet (Saunders et al., 2016). Førstnevnte referer i følge Saunders et al. (2016) til det å sikre konsistens i et forskningsprosjekt, gjerne ved at flere personer arbeider med prosjektet og datainnsamlingen og kan evaluere hvorvidt de er enige om dataene og analysene. Saunders et al. (2016) forklarer at ekstern reliabilitet viser til hvorvidt datainnsamlingsteknikker og analytiske prosedyrer vil produsere konsistente funn hvis de gjentas senere, eller replikeres av andre.

Saunders et al. (2016) trekker frem følgende trusler mot reliabilitet i et forskningsprosjekt: deltagerfeil (participant error), deltagerbias (participant bias), forskerfeil (researcher error) og forskerbias (researcher bias).

Deltagerfeil er enhver faktor som påvirker en deltagers ytelse (Saunders et al., 2016). Utvalget i datasettet er tilfeldig, og observeres over lengre tidsperioder. Dette fører til at sensitivitet for ulike faktorer, eksempelvis tid på døgnet eller i hvilken grad kundens

handletur er planlagt, som påvirker kundenes ytelse antagelig reduseres. Dette som følge av at de observeres i en rekke situasjoner og til en rekke ulike tidspunkter.

Deltagerbias er faktorer som kan føre til falsk respons (Saunders et al., 2016). Risikoen for at deltagerbias er tilstede i vårt utvalg og datasett vurderes som liten. Kundene observeres som nevnt over tid og i ulike situasjoner, som antagelig jevner ut situasjoner som kan føre til falsk respons. Kundene er plukket ut som et lite utvalg av kundemassen til Rema, og enhver kunde er derfor en potensiell deltager. Sannsynligheten for at en kunde blir plukket ut i utvalget ansees som liten, og det antas derfor at kundene ikke anser sannsynligheten for at deres deltagelse undersøkes som stor. Videre er dataene sterkt anonymiserte, som gjør det umulig å identifisere enkeltkunder. Dette er redegjort for i samtykkeerklæringer.

Forskerfeil er enhver faktor som endrer forskerens tolkning (Saunders et al., 2016). Sannsynligheten for denne typen feil vurderes også som liten, da utredningen har vært jobbet med over lang tid og av to personer med veileder. Situasjoner som kan påvirke forskerens tolkning antas å jevnes ut over tid. Videre er kunnskap om ulike emner innhentet fra flere uavhengige kilder.

Forskerbias oppstår når det foreligger faktorer som fører til bias i forskerens resultater, for eksempel at forserens egne subjektive meninger reduserer evnen til å objektivt registrere og tolke data (Saunders et al., 2016). Når det kommer til å registrere data er dette i forbindelse med vår utredning foretatt av maskiner. Det er derfor ikke rom for at våre subjektive meninger kan påvirke dataregistrering. Når det kommer til datatolkning er dette foretatt av to personer, og vurdert av veileder. Muligheten for forskerbias er til stede, men reduseres av at flere personer er involvert i prosessen.

3.7.2 Validitet

Validitet er vurderingen om hvorvidt studiens data måler det den har som hensikt å undersøke. I dette ligger det hvor godt dataene evner å isolere den kausale sammenhengen, slik at andre variabler ikke kan påvirke resultatet av studien. Videre angir det hvorvidt resultatene kan generaliseres til øvrige deler av populasjonen. Validitet kan dermed inndeles i intern og ekstern validitet. (Dahlum, 2018)

Generaliserbarhet/Overførbarhet (Ekstern validitet)

Videre forklarer Dahlum (2018) at "ekstern validitet betegner det at resultatene fra en studie av begrenset omfang kan generaliseres, og dermed regnes for å gjelde en større mengde data enn det studien undersøkte". Følgelig at funnene kan generaliseres fra utvalg til populasjon.

I denne studien er utvalget for ikke-medlemmer valgt ved å spore opp kundehandler på samme betalingskort i samme region. Dermed vil det kunne forekomme tilfeller hvor handler på tvers av region ikke vil fanges opp i dette settet. Vi antar at dette vil være en liten andel av konsumet, ettersom det virker naturlig å handle på de nærmeste REMA butikkene gjentatte ganger i stedet for å bytte region, selv om dette kan forekomme. Følgelig kan det være at vi ikke fanger opp hele konsumet til gitte personer, eller at en i enkelte tilfeller fanger opp to ulike personers konsum. Utvalget er imidlertid tilfeldig og relativt stort, som taler for generaliserbarhet av funnene.

Kunder av Rema 1000 er utgangspunktet for studien, noe som begrenser omfanget av kunder til de som er tilbøyelige til å handle der. Følgelig kan det forekomme forhold som skiller denne populasjonen fra kunder hos andre andre aktører, eller andre segmenter, som supermarked. Det er derfor svakheter ved studien når det kommer til generaliserbarheten til en større populasjon utenfor Remas kundemasse.

Dette gjelder også med tanke på lojalitetsprogrammer, ettersom Æ har et annet design og eksterne forhold enn Trumf, Coop-medlem eller andre typer lojalitetsprogrammer. Følgelig må en være forsiktig i generalisering av studiens resultater i andre sammenhenger enn det som angår Æ og Rema 1000.

Intern validitet

Intern validitet omtales av Dahlum (2018) som "muligheten et forsøk eller en studie gir til at funnene kan forklares gjennom den antatte hypotesen". Dette innebærer at en kausal sammenheng mellom variabler kan påvises statistisk, og følgelig at man har kontroll over mulige bias samt at variablene måler det de faktisk skal måle (Saunders et al., 2016; Dahlum, 2018). Dette kan eksempelvis valideres gjennom sammenligning og kritisk gjennomgang av lignende studier (Jacobsen, 2005).

Det er flere faktorer som påvirker hvorvidt vi faktisk måler det vi ønsker. Den største trusselen er som nevnt selvseleksjonsbias, som fremkommer ved at vi observerer to grupper

(treatment- og kontrollgruppe) hvor allokeringen av individer ikke er tilfeldig. Ettersom kundene selv må velge å laste ned og delta i lojalitetsprogrammet, har kundene selv etablert seg i sine respektive grupper, fremfor å bli fordelt tilfeldig. Dette kan gjøre det vanskelig å trekke en kausal sammenheng i det vi observerer, da denne adferden kan komme av aspekter utenfor våre tilgjengelige data. Meyer-Waarden og Benavent (2009) og Leenheer et al. (2007) finner for eksempel at medlemmer av lojalitetsprogrammer allerede var lojale til aktøren før de ble medlem. For å finne lojalitetsprogrammets effekt på konsum, kan en løsning være å observere kundene før de deler seg inn i grupper, og deretter eventuell endring i konsum, som vil være en difference-in-differences-tilnærming.

4 Analyse

I dette kapittelet presenteres den empiriske analysen, hvor vi har undersøkt lojalitetsprogrammets effekt på kundelønnsomhet og lojalitet. Først vil vi gjøre en strategisk analyse av dagligvarebransjen og analyse av lojalitetsprogrammet, deretter presentere deskriptiv statistikk. Videre vil analysen av kundelønnsomhet i forskjellige tidsperioder utføres, og til slutt analysen av kundelojalitet i forskjellige tidsperioder.

4.1 Analyse av dagligvarebransjen og lojalitetsprogrammer

4.1.1 Strategisk analyse av dagligvarebransjen

Med utgangspunkt i Porters (1979) rammeverk vil det foretas en innledende strategisk analyse av dagligvarebransjen, og vurdering av bransjens lønnsomhetspotensiale. Bransjen består av 3 paraplyaktører, Norgesgruppen, COOP Norge og REMA 1000 og en mindre aktør i Bunnpris. På grunn av den store konsentrasjonen i bransjen kan det antas at det er vanskelig å etablere seg i bransjen uten å møte aggressiv respons. Utover dette kreves en stor andel investeringer på forhånd, for eksempel i logistikk. På den annen side finnes det mindre butikker med sine nisjer i markedet, men de har ingen stor markedsandel. Det er en betydelig kapasitet i markedet, da hver paraplyaktør har rikelig med butikker, som tyder på at det bygges overkapasitet, som en form for inngangsbarriere.

Leverandørene i markedet er aktører som Orkla, Mondelez, Nestlè, Unilever, Coca Cola og bedriftenes egne merkevarer. Varekostnaden utgjør den største kostnaden i bransjen på henholdsvis 76,2 %, 84.5 % og 87,2 % av omsetningen hos Norgesgruppen, Reitangruppen og Coop Norge (Norgesgruppen, 2019; REMA 1000, 2019; Coop Norge, 2020b). Særlig Norgesgruppen viser antydninger til større markedsmakt ovenfor leverandører enn konkurrentene, Oslo Economics (2017); Konkurransetilsynet (2019b) kommenterer at det kommer som følge av bedre avtaler gitt deres relative størrelse i markedet. Samtidig varierer leverandørene i størrelse, og deres utvalg til butikkene. Det er derfor vanskelig å vurdere leverandørenes markedsmakt helhetlig, men de største aktørene vil trolig kunne påvirke bransjens lønnsomhet. Til slutt har det vært en vekst i bruk av paraplyaktørenes egne

merkevarer som Eldorado, First Price, Solvinge, Xtra og Grans. Slik vertikal integrering reduserer bransjens avhengighet av eksterne leverandører, og reduserer leverandørenes mulighet til å kapre lønnsomheten i bransjen.

Når det kommer til kundene har bransjen gjort mye for å differensiere de ulike kjedene. For eksempel finnes det lavprisbutikker, supermarked, hypermarked og nærbutikker. Utover dette tilbyr hver paraplyaktør sitt eget lojalitetsprogram i Trumf, Æ og Coop-medlem. Lojalitetsprogrammene søker å øke byttekostnadene for kundene, ved at belønninger og rabatter blir tilbudt ved økt handel i en av kjedene (Lal og Bell, 2003). Hvorvidt dette bidrar til å øke lønnsomhetspotensialet i bransjen er derimot uvisst. Likevel representerer det en ny arena for konkurranse mellom bransjene, og rabattene i seg selv reduserer lønnsomheten på enkeltvarer. Videre er kundemassen stor og variert, som gjør det vanskelig for kundene å utøve særlig makt ovenfor bransjen uten koordinert adferd.

I denne bransjen er trusselen fra substitutter liten, ettersom dagligvarer er en nødvendighet. Likevel kan det være mulig at restauranter, kiosker, bensinstasjoner og netthandel kan bidra til å redusere lønnsomhetspotensialet i bransjen, da de vurderes som fjerne eller umodne substitutter. Til tross for dette vurderes det som en marginal faktor.

Rivaliseringen i deler av bransjen er høy, særlig i lavprissegmentet hvor det er vanskelig å differensiere på andre parametre enn pris. Som nevnt tidligere har aktørene sine respektive lojalitetsprogrammer som kan bidra til økt lojalitet, og dermed redusert rivalisering. De siste 10 årene har vi sett en konsolidering i dagligvarehandelen, hvor konkurrerende aktører har blitt kjøpt opp av Reitangruppen og Coop Norge. Lidl ble kjøpt opp av Reitangruppen i 2008 (Reitangruppen, 2008). ICA Norge, bestående av Rimi og ICA butikker, ble kjøpt av Coop Norge i 2014 (Coop Norge, u.d.).

4.1.2 Analyse av kundelojalitetsprogrammer

Med utgangspunkt i rammeverket til Berman (2006) og definisjonen til Dorotic et al. (2012) vil det nå vurderes hvorvidt Æ kan karakteriseres som et lojalitetsprogram, og i så tilfelle, hvilken type. For å kunne karakteriseres som et lojalitetsprogram må kundene aktivt melde seg inn for å bli medlem, slik at de kan skilles fra vanlige kunder. Gjennom Æ oppnås dette ved at kunder registrerer personlig informasjon og betalingskort i appen. På bakgrunn av informasjonen dette gir om handlemønster, vil kunden få tilgang til

personlige rabatter. Det er denne typen rabatter som skal belønne lojal adferd. Utover dette kan kunden selv velge å om den skal motta markedsføring i andre kanaler.

Dette er alle faktorer som trekker i retning av at Æ er et fullverdig lojalitetsprogram, men det er også momenter som trekker i retning av at Æ er et enkelt rabattprogram etter Bermans (2006) definisjon. For det første kreves lite interaksjon med kunden, ettersom rabattene aktiveres automatisk. Dette kan gjøre det vanskeligere for kunden å se hva som er den faktiske gevinsten, sett i kontrast til Coop medlem hvor kundene selv må aktivere rabattkuponger. Videre er det ingen system for langsiktig lojalitet, for eksempel poengsystemer eller kjøp et gitt antall og få en gratis. I dagligvaren er dette imidlertid mindre utbredt, og hvorvidt lojalitetsprogrammet faktisk skal øke kundens lojalitet kan diskuteres i denne sammenhengen. Lojalitetsprogrammets påvirkning på konkurransen i markedet vurderes derfor som en viktig årsak for valg av design.

Samlet sett kategoriseres Æ under Bermans rammeverk (2006) som et lojalitetsprogram av type 4, hvor den personlige delen av lojalitetsprogrammet er i fokus. Sett i sammenheng med dataene som hentes inn, er det stort potensiale for analyser av kunder og kjøpshistorikk, for eksempel med hensyn på prissensitivitet, innkjøp og markedsføring.

4.1.3 Oppsummering av analyse av dagligvarebransjen og kundelojalitetsprogrammer

Dagligvarebransjen karakteriseres ved sterk konkurranse mellom aktørene om kundene, særlig i lavprissegmentet. Det finnes forskjeller i grad av markedsmakt mellom paraplyaktørene ovenfor leverandører, som kan identifiseres i varekostnaden til de respektive aktørene. Samtidig er bransjen svært konsentrert, og har sett en større utvikling mot egne merkevarer. Videre har samtlige av de tre store aktørene egne, fullverdige, lojalitetsprogram.

4.2 Deskriptiv analyse av datasett

Dataene presentert i tabell 4.1 består av 1 998 kunders handler og tilhørende varelinjer for 2019. Etter at utvalget er begrenset, utgjør det totalt 190 904 handlekurver, hvorav 53,7 % av handlene er foretatt av medlemmer av lojalitetsprogrammet. I snitt har hver handlekurv en verdi på kr 312,5, hvor det er en overvekt av mindre handlekurver.

	Statistisk mål						
	Gj.snitt	St.avvik	Min.	Pctl(25)	Median	Pctl(75)	Maks.
År (N=1 998)							
Lojalitetsprogrammedlem	0,50	0,50	0	0	0,5	1	1
Omsetning	30 980,87	25 329,02	30,00	11 409,06	25 143,44	43 983,36	170 629,00
Omsetning (e. rab.)[1]	29 854,91	24 252,41	30,00	11 053,15	24 427,31	42 173,23	163 405,30
Lønnsomhet (NOK)	6 546,46	5 308,29	6,90	2 359,17	5 379,01	9 250,79	34 175,51
Antall kurver	95,55	76,64	1	38	79	133,8	813
Snitt kurvstørrelse (f. rab.)[2]	366,03	239,95	30,00	220,25	307,25	446,06	3 606,68
Unike varegrupper	10,01	1,11	1	9	10	11	12
Snitt kurvstørrelse (e. rab.)	353,44	230,22	30,00	214,27	298,51	427,36	3 412,64
Måned (N=23 976)							
Lojalitetsprogrammedlem	0,50	0,50	0	0	0,5	1	1
Omsetning	2 581,74	2 813,59	0,00	148,89	1 786,65	4 006,64	26 552,46
Omsetning (e. rab.)	2 487,91	2 718,31	0,00	143,30	1 713,56	3 856,01	22 772,22
Lønnsomhet (NOK)	545,54	600,46	−547,65	31,51	376,94	845,22	5 316,88
Antall kurver	7,96	8,85	0	1	6	12	93
Snitt kurvstørrelse (f. rab.)	290,61	306,96	0,00	72,29	237,14	403,28	6 061,05
Unike varegrupper	6,40	3,85	0	3	8	9	12
Snitt kurvstørrelse (e. rab.)	279,18	294,44	0,00	70,17	228,65	387,37	5 740,59
Uke (N=103 896)							
Lojalitetsprogrammedlem	0,50	0,50	0	0	0,5	1	1
Omsetning	595,79	813,40	−0,03	0,00	260,63	934,97	23 997,97
Omsetning (e. rab.)	574,13	785,42	−18,50	0,00	249,90	897,31	15 539,84
Lønnsomhet (NOK)	125,89	173,34	−905,19	0,00	54,26	196,90	2 492,14
Antall kurver	1,84	2,36	0	0	1	3	29
Snitt kurvstørrelse (f. rab.)	232,00	332,76	−0,03	0,00	132,00	337,23	11 322,22
Unike varegrupper	4,02	3,67	0	0	4	8	11
Snitt kurvstørrelse (e. rab.)	222,68	319,36	−18,50	0,00	127,38	323,68	11 327,22
Dag (N=727 272)							
Lojalitetsprogrammedlem	0,50	0,50	0	0	0,5	1	1
Omsetning	85,11	253,22	−215	0	0	0	12 986
Omsetning (e. rab.)	82,02	244,26	−481	0	0	0	11 327
Lønnsomhet (NOK)	17,99	53,43	−760	0	0	0	2 025
Antall kurver	0,26	0,58	0	0	0	0	14
Snitt kurvstørrelse (f. rab.)	72,02	217,08	−215	0	0	0	11 322
Unike varegrupper	0,99	2,18	0	0	0	0	11
Snitt kurvstørrelse (e. rab.)	69,26	208,83	−241	0	0	0	11 327
Kurver (N=190 903)							
Lojalitetsprogrammedlem	0,537	0,499	0	0	1	1	1
Omsetning	324,25	366,72	−315,22	92,00	206,15	419,13	11 322,22
Omsetning (e. rab.)	312,46	353,53	−531,08	90,30	199,30	403,50	11 327,22
Lønnsomhet (NOK)	68,52	76,65	−772,63	20,51	44,93	89,58	2 025,06
Unike varegrupper	4,102	2,229	0	2	4	6	11

[1] Etter rabatt
[2] Før rabatt

Tabell 4.1: Deskriptiv statistikk av variabler

I snitt bruker en kunde fra dette datasettet kr 82 per dag, kr 575 per uke, kr 2 487 per måned og kr 29 854 i året hos REMA 1000. Kundene handler i snitt 1,84 ganger i uken. Vi ser at medlemmer av Æ har vesentlig flere handlekurver frem til mai, noe som kan komme av at Rema har problemer med å identifisere enkelte ikke-medlemmer lenger tilbake. Dette har et par følger for den videre analysen. Først betyr dette at vi på månedsbasis er om lag 60 % av handlekurvene handlet av medlemmer av Æ. Samtidig vil dette trekke ned snittverdiene i kroner for lønnsomhet, antall kurver og lignende for ikke-Æ medlemmer, da observasjonene er 0 for flere av dem. Det er vanskelig å avgjøre om dette er bevisste valg som er foretatt av kunden, for eksempel av prishensyn, preferanser for andre dagligvarekjeder, eller øvrige faktorer utenfor modellen. På den annen side kan det være at Rema ikke klarer å spore kundene som ikke er medlem av Æ langt bak i tid, som følge av begrensninger med sporingsmetoden presentert i kapittel 3.

Videre observerer vi at i kortere tidsperioder vil en større andel av kundene ikke foreta handler. Dette kan på lik linje med problemet rundt nye kunder, være eksplisitte valg foretatt av kunden. Dette virker mer sannsynlig på ukesbasis, da enkelte kunder er mer tilbøyelige til å handle store kurver sjeldent, mens andre kunder foretrekker hyppigere handler.

4.3 Innledende avgrensninger og bestemmelser for empirisk analyse

Før vi tar for oss den empiriske analysen, skal vi gjøre innledende avgrensninger og bestemmelser for analysen. Dette omfatter individs- og tidsfaste effekter, bruk av omsetningsmål og problematikk rundt standardfeil i modellen. Hensikten er å gi et overblikk over det vi anser som viktige momenter og beslutninger foretatt i forbindelse med utarbeidelsen av modellene for kundelønnsomhet og kundelojalitet.

Om individsfaste effekter

Individsfaste effekter er faste egenskaper ved de ulike individene, som ikke varierer over tid og har en effekt på den avhengige variabelen i modellen. Dette kan for eksempel være inntekt eller preferanser for dyrere eller billigere varer. Noen av disse egenskapene er relativt enkelt observerbare, men mange er også vanskelig observerbare. De man ikke kan observere omtales som uobserverbar heterogenitet. For å unngå at uobserverbar heterogenitet fører til utelatt variabel-bias, kan man korrigere for disse egenskapene ved å bruke individsfaste effekter, enten gjennom å gjøre transformasjoner av variablene i modellen eller ved å inkludere dummyvariabler for samtlige individer unntatt et individ som benyttes som referansegruppe (Wooldridge, 2015).

Utvalget i datasettet vi har fått utlevert er slik at vi ikke observerer medlemmer av lojalitetsprogrammet før de ble medlem, eller ikke-medlemmene etter at de eventuelt blir medlem. Følgelig varierer ikke verdien i dummyvariabelen KLP_i i ligning 3.5 og 3.6 innad for individene. Dersom individsfaste effekter benyttes, vil det være en perfekt sammenheng mellom dummyvariabel for individene og KLP_i innad for individene i datasettet. Derfor blir det vanskelig å anslå om effekten som tilegnes dummyen for individet stammer fra uobserverbar heterogenitet eller effekten av lojalitetsprogrammet på individet.

Et eksempel på dette er dersom vi har to ellers identiske kunder hva angår de observerte variablene, der den ene er medlem av lojalitetsprogrammet og den andre ikke. Dersom den ene tilegnes en gitt individsfast effekt for enten lønnsomhet eller lojalitet, er det vanskelig å fastslå om dette stammer fra attributter ved kunden som var til stede før den meldte seg inn i Æ, eller om det er egenskaper som stammer fra medlemskapet i Æ.

På bakgrunn av dette kan det ikke korrigeres for individsfaste effekter da variabelen KLP_i i hovedmodellspesifikasjonene er variabelen av interesse. Implikasjonene av den uobserverbare heterogeniteten vil drøftes i kapittel 5.

Et alternativ til å inkludere individsfaste effekter er å definere ulike segmenter av kunder og inkludere dummyvariabler for segmentene kundene tilegnes. På denne måten kan trolig en del av de individsfaste effektene fanges opp av segmentet kunden tilhører, avhengig av hvordan segmentene defineres. Dette vurderes imidlertid som en omfattende og krevende oppgave. For å begrense omfanget av utredningen vil vi derfor ikke utføre en segmentering.

Om tidsfaste effekter

I de empiriske analysene av kundelønnsomhet og -lojalitet på årsbasis vil tidsfaste effekter ikke korrigeres for, da vi kun har data for 2019. Følgelig er det ikke mulig å anslå en fast effekt per tidsperiode som er lik for alle individer, ettersom vi ikke har andre år å sammenligne med.

Generelt hensyntas tidsfaste effekter ved å lage en dummyvariabel for alle kategoriene, bortsett fra en (Wooldridge, 2015). Følgelig vil tidsfaste effekter på månedsbasis hensyntas ved å inkludere dummyvariabler for alle måneder utenom én. På ukesbasis vil tidsfaste effekter inkluderes ved å introdusere dummyvariabler for måneder og uker. På dagsbasis vil tidsfaste effekter hensyntas for ved å inkludere dummyvariabler for uker og ukedager.

Omsetningsmål

Som forklart i kapittel 3 er det utarbeidet omsetningsmål som tar hensyn til rabatt og omsetningsmål som ikke hensyntar rabatter. Dette er delvis som følge av at dataene behandles slik i Remas databasesystemer og at informasjonen presenteres slik. I den videre analysen vil imidlertid omsetning før rabatt benyttes som omsetningsmål. Bakgrunnen er at det å gi en kunde rabatt burde anses som en kostnad tilknyttet kunden, fremfor en lavere inntekt fra kunden. Bedriften har mulighet til å velge og ikke gi kundene rabatter, og det eksisterer også kunder som ikke får den samme rabatten. Følgelig er rabatten en kostnad tilknyttet den spesifikke kunden og bør hensyntas deretter. Derfor vil rabatter i den videre analysen inkluderes som kostnader som bidrar til å redusere kundens lønnsomhet, fremfor at rabatten hensyntas i lavere inntekter og ellers like kostnader.

Om robuste standardfeil

Generelt for modellene er at de lider av at restleddets varians avhenger av forklaringsvariablene, kalt heteroskedastisitet, som representerer et brudd på forutsetningene for OLS. Dette korrigeres for ved å utarbeide standardfeil som er robuste for heteroskedastisitet (heretter robuste standardfeil). Wooldridge (2015) forklarer at så lenge utvalget er tilstrekkelig stort og antall tidsperioder ikke er for stort, er fullstendig robuste standardfeil enkelt tilgjengelig i statistisk programvare. Wooldridge (2015) argumenterer også for at de robuste standardfeilene bør clustres på individnivå. Når vi utfører empiriske analyser vil vi derfor benytte kommandoen robust cluster() i Stata for å utarbeide robuste standarfeil clustret på kundenivå.

4.4 Empirisk analyse av kundelønnsomhet

I den videre delen av kapittelet vil de empiriske analysene av kundelønnsomhet og kundelojalitet foretas. I hovedsak vil analysene som utføres for de ulike tidsperiodene være like. Vår tilnærming vil være ovenfra og ned, hvor vi starter med å undersøke på årsbasis, deretter måned, uke og dag. Avslutningsvis vil resultatene av analysene på de ulike nivåene sammenlignes.

Vårt hovedbidrag til forskningen innenfor bransjen og området vurderes å være og bidra med analyser utført over ulike tidsperioder, samt å forsøke og knytte kundelønnsomhet opp mot kundelojalitet.

4.4.1 Analyse av kundelønnsomhet på årsnivå

4.4.1.1 Modellbygging

Innledningsvis vil vi utforske hvilke kontrollvariabler som bør inkluderes i regresjonsmodellene som forklarer kundelønnsomhet på årsbasis. Dette undersøkes ved å metodisk inkludere og ekskludere variabler fra regresjonsligningen basert på signifikans, en metode presentert av Keller (2014). Først vil variablenes signifikans undersøkes mens omsetning korrigeres for på aggregert nivå. Deretter vil variablenes signifikans undersøkes mens omsetning fordelt på BO1-grupper kontrolleres for.

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Lojalitetsprogrammedlem	2544.5***	-616.0***	-504.7***	-505.7***	-377.2***	-328.7***	-330.6***
	(230.644)	(39.386)	(37.201)	(37.068)	(33.829)	(32.433)	(32.369)
Omsetning		0.210***	0.197***	0.197***			
		(0.002)	(0.002)	(0.003)			
Antall kurver			5.337***	5.523***		3.579***	4.068***
			(0.588)	(0.791)		(0.454)	(0.588)
Snitt kurvstørrelse				0.0656			0.172
				(0.144)			(0.096)
Konstantledd	5274.2***	353.9***	172.0***	148.9**	240.9***	137.1***	76.41*
	(146.002)	(35.286)	(30.640)	(55.963)	(26.936)	(24.566)	(38.846)
Faste effekter for tid	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Nei	Nei	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998
R^2	0.0575	0.971	0.974	0.974	0.983	0.984	0.984
Justert R^2	0.0570	0.971	0.974	0.974	0.983	0.984	0.984
F	121.7	9588.8	8978.9	6926.5	2766.8	3272.3	3169.4

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.2: Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på årsbasis

Innledningsvis ser vi i tabell 4.2 at lojalitetsprogrammedlems koeffisient er signifikant i modell 1. Modellen har imidlertid lav forklaringskraft. Ved å legge til omsetning som forklaringsvariabel i modell 2, ser vi at lojalitetsprogrammedlem fortsatt er signifikant, men har endret fortegn. Modellens forklaringskraft øker også betraktelig. Når antall handlekurver i perioden inkluderes i modell 3, er samtlige forklaringsvariabler fortsatt signifikante, og justert forklaringskraft øker. Vi ser at lojalitetsprogrammedlem fortsatt har signifikant koeffisient, med samme fortegn. I modell 4 inkluderes snitt kurvstørrelse som forklaringsvariabel. Denne er ikke signifikant og forklaringskraft øker heller ikke ved inkludering. Vi velger derfor å ekskludere snitt kurvstørrelse som forklaringsvariabel. Dette leder til at modell 3 benyttes som hovedmodellspesifikasjon.

I modellene 5-7 inkluderes omsetning gjennom ulike variabler, der omsetning er fordelt på BO1-gruppene kunden har handlet i perioden. Følgelig blir bildet mer nyansert, da forskjeller i handlemønster, preferanser for ulike varegrupper og variasjon i lønnsomhet mellom varegruppene fanges opp. Når omsetning inkluderes på BO1-nivå fremfor aggregert nivå, beholder samtlige variabler fortsatt signifikans. Lojalitetsprogrammedlem beholder samme fortegn, men har lavere størrelsesorden enn i modellene med aggregert omsetning.

4.4.1.2 Tolkning av kundelønnsomhet på årsbasis

Basert på modell 3 og 6 i tabell 4.2, observerer vi at medlemmer av lojalitetsprogrammet har lavere lønnsomhet enn ikke-medlemmer, alt annet like. Størrelsesordenen avhenger av hvilke variabler som inkluderes. Vi anser modell 6 som mest korrekt. Den hensyntar preferanser for ulike varegrupper, og hvor mye kunden har handlet for i de ulike varegruppene. Innsikten er at Æ-kunder er mindre lønnsomme enn vanlige kunder på årsbasis, med data fra 2019, når man ser på varekost. Dette bør ikke være en overraskelse, ettersom det å gi Æ-kunder rabatt på et utvalg av varene de handler, alt annet like, bør føre til at de er mindre lønnsomme sammelignet med kunder som ikke mottar personlige rabatter. Forventet burde den totale rabatten kundene gis sammenlignet med total omsetning være i intervallet $[0, 10\,\%]$, da medlemmene gis 10 % rabatt på varene de handler mest, og null dersom de ikke gis et personlig tilbud. Det bør imidlertid merkes at kundene også kan benytte seg av generelle kampanjer for regionen eller butikken de handler i, men disse er også tilgjengelig for kunder som ikke er medlem. Følgelig burde fokusområdet være i hvor stor grad medlemmene av lojalitetsprogrammet faktisk benytter seg av rabattene som gis.

I tabell 4.1 med deskriptiv statstikk ser vi at gjennomsnittlig omsetning for en kunde er NOK 30 980,89. Dersom vi baserer oss på modell (6) i tabell 4.2, og sier at Æ-kunder er mindre lønnsomme med NOK 328,7 per år, utgjør rabatten om lag 1,06 % av omsetningen på kunden. Forskjellene mellom modell 3 og 6 kan tyde på at medlemmer av lojalitetsprogrammet favoriserer mindre lønnsomme varegrupper, da lønnsomheten til medlemmer øker når typen varer som handles hensyntas.

4.4.2 Analyse av kundelønnsomhet på månedsnivå

4.4.2.1 Modellbygging

I denne delen vil vi benytte samme tilnærming til modellbygging som i analysen av kundelønnsomhet på årsbasis.

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Lojalitetsprogrammedlem	212.0***	-52.60***	-40.90***	-41.25***	-33.43***	-27.38***	-29.12***
	(19.216)	(3.288)	(3.025)	(3.109)	(2.664)	(2.474)	(2.586)
Omsetning		0.211***	0.196***	0.195***			
		(0.001)	(0.002)	(0.003)			
Antall kurver			6.070***	6.159***		4.194***	4.659***
			(0.466)	(0.557)		(0.377)	(0.471)
Snitt kurvstørrelse				0.00390			0.0207*
				(0.011)			(0.009)
Konstantledd	439.5***	27.51***	12.07***	11.47***	19.99***	10.32***	7.169***
	(12.164)	(2.284)	(1.865)	(1.863)	(2.172)	(1.784)	(1.353)
Faste effekter for tid	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Nei	Nei	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	23976	23976	23976	23976	23976	23976	23976
R^2	0.0312	0.959	0.962	0.962	0.971	0.973	0.973
Justert R^2	0.0311	0.959	0.962	0.962	0.971	0.973	0.973
F	121.8	14267.1	14035.5	12914.9	4709.1	5733.0	6237.9

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.3: Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på månedsbasis

I tabell 4.3 ser vi at samtlige variabler i modell 1-3 er signifikante på 1 %-nivå, og beholder signifikans når andre variabler inkluderes. Videre ser vi også at forklaringskraft og justert forklaringskraft øker når flere variabler inkluderes. I modell 4 ser vi imidlertid at gjennomsnittlig kurvstørrelse er insignifikant og at forklaringskraften ikke økes ved inkludering av variabelen. Følgelig vil snitt kurvstørrelse ekskluderes i de videre regresjonene der omsetning korrigeres for på aggregert nivå.

I motsetning til modell 2-4, der omsetning fanges i en variabel, vil det i modell 5-7 korrigeres for omsetning fordelt på ulike BO1-grupper. Dette betyr at det inkluderes en variabel for hver BO1-gruppe, der variablene har verdi lik omsetning innenfor varegruppen.

Vi ser samme mønster i modell 5-7 som i 2-4. Modellens forklaringskraft øker ved inkludering av nye variabler frem til snitt kurvstørrelse inkluderes i modell 7. Samtlige variabler er signifikante på 1 %-nivå, foruten snitt kurvstørrelse, som er signifikant på 5 %-nivå. Sammenhengen mellom snitt kurvstørrelse og den avhengige variabelen ser imidlertid ikke ut til å være lineær, og tilsvarende dersom andre mulige funksjonsformer i sammenhengen mellom avhengig variabel og forklaringsvariabel hensyntas. På bakgrunn av

dette, i tillegg til å ønske sammenlignbarhet med tidligere modeller, velger vi å ekskludere snitt kurvstørrelse fra modellene.

Som følge av diskusjonen og utforskingen av sammenhenger ovenfor, vil modellene 3 og 7 i tabell 4.3 benyttes for å estimere hovedmodellspesifikasjonen i ligning 3.5 i videre analyse av kundelønnsomhet på månedsnivå.

4.4.2.2 Presentasjon av modeller

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-40.90***	-41.14***	-27.38***	-27.48***
	(3.025)	(3.023)	(2.474)	(2.468)
Antall kurver	6.070***	5.969***	4.194***	4.130***
	(0.466)	(0.469)	(0.377)	(0.382)
Omsetning	0.196***	0.196***		
	(0.002)	(0.002)		
Konstantledd	12.07***	12.24***	10.32***	11.42***
	(1.865)	(2.271)	(1.784)	(2.096)
Faste effekter for tid	Nei	Ja	Nei	Ja
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Ja	Ja
Observasjoner	23976	23976	23976	23976
R^2	0.962	0.962	0.973	0.973
Justert R^2	0.962	0.962	0.973	0.973
F	14035.5	3467.5	5733.0	3696.8

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.4: Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på månedsbasis

Vi observerer de samme trendene i kundelønnsomhet mellom lojalitetsprogrammedlemmer og ikke-medlemmer på månedsbasis som på årsbasis når modellene sammenlignes. Vi ser variabelen lojalitetsprogrammedlem har negativ og signifikant koeffisient i modellene 1 og 2 i tabell 4.4. Når vi korrigerer for omsetning fordelt på varegrupper i modell 3 og 4 er koeffisienten for lojalitetsprogrammedlem fortsatt signifikant, men kundelønnsomheten til medlemmer er høyere enn når omsetning korrigeres for på aggregert nivå i modell 1 og 2. Dette stammer trolig fra at Æ-kunder handler varer med lavere lønnsomhet, sammenlignet med ikke-medlemmer.

Innsikten analysen på månedsnivå kan bidra med sammenlignet med analysen på årsnivå er at tidsfaste effekter kan korrigeres for. På månedsnivå kan det korrigeres for månedsfaste

effekter. Dette vil kunne fange opp variasjoner som lavere priser på enkelte varer i desember, og lavere lønnsomhet sammenlignet med andre måneder, alt annet like. Vi ser at når månedsfaste effekter korrigeres for i tabell 4.4, får koeffisienten til lojalitetsprogrammedlem marginalt lavere verdi. Følgelig ser ikke effekten av tidsfaste effekter ut til å spille en stor rolle for variabelen av interesse.

Når det kommer til betydningen av koeffisienten, er det slik at en Æ-kunde har NOK 27,48 lavere lønnsomhet på månedsbasis enn en ikke-Æ-kunde, alt annet like dersom vi baserer oss på modell 4. I tabell 4.1 ser vi at snittomsetning per kunde er NOK 2 581,74 per måned. Dette betyr at dersom et medlem av lojalitetsprogrammet handler til snittomsetning, får vedkommende omtrent 1,06 % av totalomsetningen i rabatt. Dette er identisk med funnene på årsnivå.

4.4.3 Analyse av kundelønnsomhet på ukenivå

4.4.3.1 Modellbygging

I denne delen vil vi benytte samme tilnærming til modellbygging som i analysen av kundelønnsomhet på års- og månedsbasis

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Lojalitetsprogrammedlem	48.93***	-10.77***	-8.562***	-8.774***	-7.248***	-6.077***	-6.783***
	(4.434)	(0.813)	(0.772)	(0.707)	(0.620)	(0.590)	(0.601)
Omsetning		0.206***	0.192***	0.191***			
		(0.002)	(0.002)	(0.005)			
Antall kurver			6.523***	6.750***		4.265***	5.084***
			(0.430)	(0.794)		(0.384)	(0.765)
Snitt kurvstørrelse				0.00300			0.0110
				(0.006)			(0.006)
Konstantledd	101.4***	8.475***	3.571***	3.329***	5.977***	3.017***	2.124***
	(2.807)	(0.714)	(0.503)	(0.376)	(0.719)	(0.521)	(0.276)
Faste effekter for tid	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Nei	Nei	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	103896	103896	103896	103896	103896	103896	103896
R^2	0.0199	0.926	0.930	0.930	0.946	0.948	0.948
Justert R^2	0.0199	0.926	0.930	0.930	0.946	0.948	0.948
F	121.8	8688.6	12343.8	17519.4	6002.2	7319.8	8101.5

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.5: Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på ukebasis

Inkludering og ekskludering av variabler følger samme trender som på års- og månedsbasis, henholdsvis vist i tabell 4.2 og 4.3. Vi ser at variabelen av interesse, lojalitetsprogrammedlem, beholder signifikans og fortegn i modell 2-4. Det samme gjelder når omsetning inkluderes fordelt på varegrupper i modell 5-7. Som tidligere velger vi å ekskludere snitt kurvstørrelse som forklaringsvariabel da den ikke er signifikant og justert forklaringskraft ikke øker ved å inkludere variabelen. Følgelig benyttes modell 3 og 6 i tabell 4.5 som utgangspunkt for videre analyser av kundelønnsomhet på ukesbasis.

4.4.3.2 Presentasjon av modeller

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-8.562***	-8.615***	-6.077***	-6.102***
	(0.772)	(0.773)	(0.590)	(0.591)
Antall kurver	6.523***	6.459***	4.265***	4.214***
	(0.430)	(0.433)	(0.384)	(0.385)
Omsetning	0.192***	0.193***		
	(0.002)	(0.002)		
Konstantledd	3.571***	6.563***	3.017***	4.004***
	(0.503)	(1.256)	(0.521)	(1.183)
Faste effekter for tid	Nei	Ja	Nei	Ja
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Ja	Ja
Observasjoner	103896	103896	103896	103896
R^2	0.930	0.930	0.948	0.948
Justert R^2	0.930	0.930	0.948	0.948
F	12343.8	1033.6	7319.8	2048.0

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.6: Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på ukebasis

I modell 1 og 3 i tabell 4.6 er det ikke kontrollert for tidsfaste effekter. I modell 2 og 4 er det kontrollert for tidsfaste effekter ved å inkludere dummyvariabler for ukenummer. Det kunne vært hensiktsmessig å inkludere dummyvariabler for år og måned, men som nevnt tidligere har vi ikke data for handler utenom 2019, og det eksisterer derfor ikke sammenligningsgrunnlag på årsbasis. Når det gjelder å inkludere dummyvariabler for måneder, ville dette gitt muligheter til å estimere effekt av de ulike månedene på kundelønnsomhet, alt annet like. Dette er imidlertid ikke av interesse, da vi ønsker å se på effekten av det å være medlem av Æ. Det å inkludere dummyvariabler for uker vil også

fange de månedsfaste effektene, og utelatt variabel bias vil unngås. Vi vil imidlertid ikke enkelt kunne isolere effekten av de ulike månedene, sammenlignet med en referansemåned, uten å inkludere dummyvariabler for månedene. Fordelen ved å ekskludere dummyvariabler for måneder er at det fører til at færre parametre behøver og estimeres.

Som i analyser av kundelønnsomhet på års- og månedsbasis ser vi i tabell 4.6 at inkludering av tidsfaste effekter fører til at lojalitetsprogrammedlem får en mer negativ koeffisient på ukesbasis. Dette betyr at når tidsfaste effekter hensyntas, er medlemmer av Æ mindre lønnsomme enn ikke-medlemmer, alt annet like.

Vi ser i tabell 4.1 at snitthandelen for en kunde på ukesbasis, er NOK 595,79. Hvis modell 4 i tabell 4.6 tas utgangspunkt i, er en Æ-kunde NOK 6,10 mindre lønnsom enn et ikke-medlem, alt annet like. Dersom to kunder handler snittbeløpet for en uke, vil Æ-medlemmet få rabatt tilsvarende 1,02 % av omsetningen utover det ikke-medlemmet får. Dette er 0,04 prosentpoeng lavere enn funnene på års- og månedsbasis.

4.4.4 Analyse av kundelønnsomhet på dagsnivå

4.4.4.1 Modellbygging

Analysen av kundelønnsomhet på dagsnivå vil benytte samme tilnærming til modellbygging som i de tidligere analysene av kundelønnsomhet.

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Lojalitetsprogrammedlem	6.990***	-1.331***	-1.180***	-1.197***	-0.964***	-0.889***	-0.981***
	(0.633)	(0.109)	(0.098)	(0.109)	(0.083)	(0.077)	(0.109)
Omsetning		0.201***	0.191***	0.190***			
		(0.001)	(0.001)	(0.007)			
Antall kurver			6.475***	6.563***		3.872***	4.362***
			(0.310)	(0.545)		(0.254)	(0.678)
Snitt kurvstørrelse				0.00148			0.00831
				(0.006)			(0.009)
Konstantledd	14.49***	1.535***	0.587***	0.578***	0.998***	0.464***	0.416***
	(0.401)	(0.081)	(0.053)	(0.046)	(0.081)	(0.055)	(0.036)
Faste effekter for tid	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei	Nei
Kontrollvariabler for BO1	Nei	Nei	Nei	Nei	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	727272	727272	727272	727272	727272	727272	727272
R^2	0.00428	0.906	0.909	0.909	0.935	0.936	0.936
Justert R^2	0.00428	0.906	0.909	0.909	0.935	0.936	0.936
F	121.8	15078.8	23157.3	28997.2	8699.8	12773.5	13168.4

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.7: Modellbygging av modell som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis

På dagsbasis finner vi at variabelen av interesse beholder signifikans når omsetning, antall handlekurver og gjennomsnittlig kurvstørrelse inkluderes som forklaringsvariabler. Snitt kurvstørrelse er ikke signifikant, og den ekskluderes derfor fra videre regresjonsanalyser. Modell 3 og 6 i tabell 4.7 vil derfor benyttes i de videre analysene av kundelønnsomhet på dagsbasis.

4.4.4.2 Presentasjon av modeller

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-1.180***	-1.181***	-1.175***	-1.176***
	(0.098)	(0.098)	(0.098)	(0.098)
Antall kurver	6.475***	6.459***	6.494***	6.477***
	(0.310)	(0.311)	(0.309)	(0.310)
Omsetning (NOK)	0.191***	0.191***	0.191***	0.191***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Konstantledd	0.587***	0.958***	0.310***	0.717***
	(0.053)	(0.150)	(0.082)	(0.167)
Faste effekter for uker	Nei	Ja	Nei	Ja
Faste effekter for ukedager	Nei	Nei	Ja	Ja
Observasjoner	727272	727272	727272	727272
R^2	0.909	0.909	0.909	0.909
Justert R^2	0.909	0.909	0.909	0.909
F	23157.3	1798.6	12005.6	2016.1

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.8: Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-0.889***	-0.889***	-0.887***	-0.888***
	(0.077)	(0.077)	(0.077)	(0.077)
Antall kurver	3.872***	3.857***	3.875***	3.860***
	(0.254)	(0.254)	(0.253)	(0.254)
Konstantledd	0.464***	0.572***	0.359***	0.485***
	(0.055)	(0.134)	(0.060)	(0.135)
Faste effekter for uker	Nei	Ja	Nei	Ja
Faste effekter for ukedager	Nei	Nei	Ja	Ja
Kontrollvariabler for BO1	Ja	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	727272	727272	727272	727272
R^2	0.936	0.936	0.936	0.936
Justert R^2	0.936	0.936	0.936	0.936
F	12773.5	3408.3	10013.9	3346.2

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.9: Regresjoner som forklarer kundelønnsomhet på dagsbasis, med kontrollvariabler for omsetning fordelt på varegrupper

Effekten av å kontrollere for tidsfaste effekter på de endelige modellene er presentert i tabell 4.8 og 4.9, der omsetning er inkludert på aggregert nivå i førstnevnte tabell og

fordelt på varegrupper i sistnevnte. Vi ser, som tidligere, at det å hensynta omsetning per BO1-gruppe gir en høyere verdi for koeffisienten til lojalitetsprogrammedlem.

Å inkludere tidsfaste effekter for ukedager har en marginal påvirkning på variabelen lojalitetsprogrammedlem. Tilsvarende gjelder når vi inkluderer effekter for ukenummer. I modell 4 i de to tabellene er det inkludert dummyvariabler for ukedager og ukenummer. Som nevnt tidligere vil dummyene for ukenummer også fange opp månedsfaste effekter. Vi observerer at Æ-kunder typisk er NOK 0,89 mindre lønnsomme enn ikke-Æ-kunder på dagsbasis. Dette utgjør omtrent 1,04 % av omsetningen per kunde. Altså får en Æ-kunde 1,04 % av omsetningen i rabatt utover det en ikke-Æ-kunde får på dagsbasis, alt annet like. Dette er også i samme størrelsesorden som de tidligere funnene.

4.4.5 Oppsummering av analyse av kundelønnsomhet

Avhengig variabel:	Lønnsomhet (NOK)			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-328.7***	-27.48***	-6.102***	-0.888***
	(32.433)	(2.468)	(0.591)	(0.077)
Antall kurver	3.579***	4.130***	4.214***	3.860***
	(0.454)	(0.382)	(0.385)	(0.254)
Konstantledd	137.1***	11.42***	4.004***	0.485***
	(24.566)	(2.096)	(1.183)	(0.135)
Tidsperiode	År	Måned	Uke	Uke
Tidsfaste effekter (måned)	Nei	Ja	Nei	Nei
Tidsfaste effekter (uke)	Nei	Nei	Ja	Ja
Tidsfaste effekter (ukedag)	Nei	Nei	Nei	Ja
Kontrollvariabler for BO1	Ja	Ja	Ja	Ja
Observasjoner	1998	23976	103896	727272
R^2	0.984	0.973	0.948	0.936
Justert R^2	0.984	0.973	0.948	0.936
F	3272.3	3696.8	2048.0	3346.2

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.10: Oppsummering av regresjoner som forklarer kundelønnsomhet

Analysen av kundelønnsomhet på forskjellige tidsnivå viser et klart bilde av forskjeller i kundelønnsomhet mellom medlemmer og ikke-medlemmer av lojalitetsprogrammet. Medlemmer er signifikant mindre lønnsomme på alle nivå, da de mottar om lag 1,04 % av omsetning i rabatt utover det ikke-medlemmer får, når det sammenlignes med tilhørende snittomsetningsverdier i tabell 4.1.

I analysen av kundelønnsomhet, er det E1 i figur 4.28, presentert i kapittel 2, som har blitt undersøkt og estimert. I analysene er effektene E2 og E3 holdt konstante, gjennom å kontrollere for omsetningsvolum og hvilke varegrupper kundene handler, slik tolkningen av resultatene er den isolerte effekten av E1, dersom E2 og E3 holdes konstant.

4.5 Empirisk analyse av kundelojalitet

Analysen vil nå ta for seg hvorvidt Æ-medlemmer er mer eller mindre lojale enn de som ikke er medlem. Dette gjøres ved å undersøke hvilken effekt medlemskapet i Æ har på omsetning og antall handlekurver.

Analysen følger den samme oppbygningen som analysen for kundelønnsomhet, hvor vi starter med å se på tidsperioden år, deretter måned, uke og dag.

4.5.1 Analyse av kundelojalitet på årsnivå

4.5.1.1 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i antall handlekurver

Avhengig variabel:	Antall kurver				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	14.10***	11.49***	12.76***	12.74***	-18.67***
	(3.416)	(3.109)	(3.073)	(3.076)	(2.488)
Unike varegrupper		29.03***	-30.43***	-33.02	-2.870
		(1.666)	(4.544)	(18.433)	(3.352)
(Unike varegrupper)^2			3.332***	3.697	0.599*
			(0.305)	(2.785)	(0.236)
(Unike varegrupper)^3				-0.0157	
				(0.127)	
Omsetning					0.00214***
					(0.000)
Konstantledd	88.50***	-200.9***	55.74***	60.83	6.384
	(2.522)	(16.294)	(15.622)	(34.120)	(10.860)
Observasjoner	1998	1998	1998	1998	1998
R^2	0.00847	0.183	0.205	0.205	0.555
Justert R^2	0.00797	0.183	0.204	0.203	0.554
F	17.05	165.0	367.6	268.4	522.0

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.11: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet målt i antall handlekurver på årsbasis

Inkludering av omsetning som forklaringsvariabel

Hvorvidt omsetning bør inkluderes som forklaringsvariabel i modellen som forklarer kundelojalitet målt i antall handlekurver per år kan diskuteres.

Målet for analysen er å avgjøre hvorvidt medlemskap i lojalitetsprogrammet har en effekt på lojaliteten til kundene. Tolkningen av koeffisientene i en regresjon er ifølge Wooldridge (2015) en ceteris paribus-tolkning. Altså vil koeffisienten til variabelen lojalitetsprogrammedlems tolkning i regresjonene være effekten av medlemskap i lojalitetsprogrammet sin påvirkning på antall handlekurver per år, når alle andre faktorer kontrollert for i regresjonene holdes like.

Spørsmålet blir derfor om det er effekten av medlemskap, når omsetning holdes konstant eller effekten av medlemskap mens omsetning kan variere som er ønskelig tolkning.

Vi ser at variabelen lojalitetsprogrammedlems koeffisient er signifikant og positiv i modellene der omsetning ikke er inkludert som forklaringsvariabel. I modell (3) blir tolkningen som følger: effekten av å være medlem av Æ er at kundene handler 12,76 ganger mer i 2019 enn de som ikke er medlem når antall unike varegrupper de har handlet i løpet av året holdes konstant. For to kunder som har handlet et likt antall varegrupper, vil Æ-kunden handle 12,76 flere kurver enn ikke-medlemmet. I modell (5) er derimot tolkningen at dersom to kunder har handlet et likt antall varegrupper og har samme omsetning, vil Æ-medlemmet ha handlet 18,67 færre kurver enn ikke-medlemmet.

Vi synes førstnevnte tolkning er mer meningsfylt. Når lojalitet måles i antall handlekurver en kunde har i løpet av en periode, er det interessant å la omsetning variere. Når man holder omsetning konstant, gir det ikke nødvendigvis mening å se på antall handlekurver som et mål på lojalitet. Vi kan stille spørsmålet om en kunde er mer eller mindre lojal enn en kunde med identisk omsetning når den ene har høyere antall kurver enn den andre. Dette vil avhenge av kundens totale antall besøk i dagligvareforretninger, som faller utenfor hva som observeres i våre tilgjengelige data. Følgelig vil det i denne utredningen være mest interessant å se på variasjon i antall handlekurver mellom medlemmer og ikke-medlemmer av lojalitetsprogrammet når omsetning tillates å variere mellom kundene. Som følge av dette vil omsetning ekskluderes som forklaringsvariabel i de videre analysene av lojalitet målt i antall handlekurver. Videre vil modell (3) i tabell 4.11 benyttes som hovedmodell

for analyser av kundelojalitet på årsbasis målt i antall kurver.

Funksjonsform mellom antall handlekurver og antall unike varegrupper

På grunn av usikkerhet rundt funksjonsformen vil dette testes mer formelt ved å utføre en RESET Test, utformet av Ramsey (1969, referert i Wooldridge, 2015) for å avgjøre om det finnes ikke-lineære kombinasjoner av forklaringsvariablene som kan forklare variasjon i den avhengige variabelen. Testen utføres ved å predikere antall kurver, kalt $\hat{y}_{it}$ videre, ved å estimere modell (3) i tabell 4.11. Deretter benyttes de predikerte verdiene $\hat{y}_{it}$ av antall_kurver til å estimere følgende modell:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Lojalitetsprogrammedlem_{it} + \beta_2 unike_varegrupper + \gamma_1 \hat{y}_{it}^2 + \gamma_2 \hat{y}_{it}^3 + ... + \gamma_k \hat{y}_{it}^{k+1} \quad (4.1)$$

Vi utfører deretter en F-test hvor vi tester om H_0: γ_1 til og med γ_k er lik 0. Alternativhypotesen er at minst en koeffisient er ulik null. Denne gir ved bruk av funksjonen ovtest på modell (2) i Stata en F(3, 1992)-verdi på 18,1 og p-verdi $<$ 5 %. Dermed forkastes nullhypotesen og det konstateres at det eksisterer en form for misspesifikasjon i regresjonsligningen.

Etter å ha studert forklaringsvariablene mot den avhengige variabelen kommer vi frem til at misspesifikasjonen trolig ligger i variabelen unike varegrupper. Ved å undersøke plot av unike varegrupper mot antall kurver, ser vi at sammenhengen tilsynelatende ikke er strengt lineær. I modell (3) og (4) inkluderes derfor kvadratet av unike varegrupper og et ledd opphøyd i tredje av variabelen. Vi ser i modell (3) at det kvadrerte leddet er signifikant, og at de øvrige variablenes signifikans og fortegn beholdes. Justert forklaringskraft og F-verdi for regresjonen øker fra modell (2). I modell (4) mister variablene som angår unike varegrupper signifikans når unike varegrupper opphøyd i tredje inkluderes.

Dette er som følge av multikollinearitet mellom variablene for unike varegrupper, som avdekkes ved å gjøre en VIF-test (variance inflation factor test). Resultatene fra VIF-testen er presentert i tabell 4.12. Det er ønskelig at VIF-verdiene er små, men valget om å utelukke en variabel er en vurdering av hvorvidt den er nødvendig for tolkningen av regresjonen, og hvordan eventuell multikollinearitet påvirker det man ønsker å estimere eller predikere (Wooldridge, 2015). Korrelasjonen mellom variablene forklarer hvorfor

signifikansen forsvinner, da høy korrelasjon fører til at standardfeilene blåses opp og gjør det vanskelig å bestemme koeffisientene til variablene det gjelder. Videre avdekkes dette også ved å utføre en RESET-test på modell (3), som gir P-verdi på 11,87 %. Det betyr at nullhypotesen om at det ikke foreligger en misspesifikasjon ikke kan forkastes.

Variabel	VIF	1/VIF
Lojalitetsprogrammedlem	1,06	0,942
Snitt kurvstørrelse	1,06	0,942
Unike varegrupper	454,77	0,002
(Unike varegrupper)^2	1053,55	0,0009
(Unike varegrupper)^3	2785,89	0,0004

Tabell 4.12: Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.11

Som følge av dette velger vi å inkludere unike varegrupper og kvadrert ledd av variabelen i regresjonen, for å bedre estimere sammenhengen mellom forklaringsvariabelene og den avhengige variabelen. Følgelig vil modell (3) i tabell 4.11 benyttes i videre analyser av kundelojalitet på årsbasis, målt i antall kurver.

Inkludering av øvrige variabler

Innledningvis kan det tenkes at snitt kurvstørrelse burde vært inkludert som forklaringsvariabel. I den sanne sammenhengen mellom lojalitet og forklaringsvariablene for populasjonen, presentert i ligning 3.6, kan det tenkes at kundenes sanne underliggende gjennomsnittlige kurvstørrelse (målt i for eksempel omsetning, antall varer eller antall varetyper) for en gitt periode er med på å forklare antall kurver kunden handler i den gitte perioden. Basert på måten variabelen er utarbeidet på i denne utredningen, fører dette imidlertid til at den ikke kan inkluderes. Den er utarbeidet som omsetning i perioden dividert med antall kurver i perioden. Følgelig er den utarbeidet av den avhengige variabelen, og vil fange en stor andel av variasjonen i den avhengige variabelen. Det vil derfor ikke gi mening å inkludere den som forklaringsvariabel. Inkludering vil blant annet føre til problemer vedrørende signifikans av andre variabler i regresjonen.

4.5.1.2 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i omsetning

Avhengig variabel:	Omsetning				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	15062.5***	11776.6***	11760.1***	12038.8***	12041.2***
	(1,082.303)	(703.245)	(683.852)	(680.775)	(680.680)
Antall kurver		233.0***	209.9***	205.2***	205.2***
		(9.108)	(9.473)	(9.446)	(9.450)
Unike varegrupper			3798.3***	-6610.2***	-6068.5
			(382.453)	(1,069.204)	(4,028.751)
(Unike varegrupper)^2				590.8***	514.2
				(70.757)	(612.376)
(Unike varegrupper)^3					3.294
					(27.931)
Konstantledd	23449.6***	2830.4***	-32991.2***	11579.6**	10510.9
	(643.904)	(807.263)	(3,456.236)	(3,929.698)	(7,305.037)
Observasjoner	1998	1998	1998	1998	1998
R^2	0.0885	0.581	0.604	0.610	0.610
Justert R^2	0.0880	0.581	0.603	0.609	0.609
F	193.7	412.1	432.9	492.0	399.3

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.13: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet målt i omsetning på årsbasis

Inkludering av antall kurver som forklaringsvariabel

I tråd med analyser utført der lojalitet måles i antall handlekurver, kan det diskuteres hvorvidt antall handlekurver bør inkluderes som forklaringsvariabel når lojalitet måles i omsetning. Basert på Wooldridge (2015) og tolkningen av koeffisienter i regresjoner ceteris paribus, bør det diskuteres hva som bør holdes konstant når vi vurderer kunders lojalitet målt i omsetning, som når det måles i antall kurver. I modell (3) i tabell 4.13 blir tolkningen av koeffisienten for lojalitetsprogrammedlem at en Æ-kunde handler for NOK 11 760,1 mer enn et ikke-medlem, når de har lik antall handleturer og likt antall unike varegrupper i løpet av perioden.

Vi mener at det er hensiktsmessig å holde antall kurver konstant. Dette er tenkt som en proxy for preferanser hva gjelder å planlegge handler og hvor ofte kunden handler. Unike varegrupper er tenkt som en approksimering for hvor bredt kunden handler hos Rema i løpet av perioden, og vil dermed indikere hvorvidt den handler varer for et snevert utvalg

måltider eller et bredt utvalg måltider hos Rema. Å inkludere antall handlekurver som forklaringsvariabel fører til at tolkningen av koeffisienten blir "hva er forskjell i omsetning mellom to kunder som har et likt antall handleturer i perioden og har handlet et likt antall unike varegrupper i perioden?". Det som ligger i å ønske og måle kundens lojalitet er å se om det eksisterer en forskjell i omsetning mellom Æ- og ikke-Æ-kunder når hensiktsmessige faktorer holdes like.

Videre vil antall handlekurver derfor inkluderes som forklaringsvariabel i regresjonene, selv om omsetning ekskluderes som forklaringsvariabel når antall kurver er avhengig variabel. Følgelig er modell (3) i tabell 4.13 som utgangspunkt for videre modeller som forklarer kundelojalitet målt i omsetning. Dette gjelder også for ulike tidsperioder som målenivå, for å sikre konsistens og sammenlignbarhet mellom analysene.

Funksjonsform mellom omsetning og antall unike varegrupper

Da antall handlekurver og omsetning til en viss grad er korrelerte, eksisterer samme usikkerhet rundt funksjonsform mellom avhengig variabel og antall unike varegrupper når omsetning er avhengig variabel, som når antall handlekurver er avhengig variabel. Dette vil derfor testes formelt gjennom en RESET-test. Vi benytter predikerte verdier fra modell (3) i tabell 4.13 i testen for misspesifikasjon. Gjennom å bruke kommandoen ovtest i Stata får vi en F(3, 1991)-verdi på 50,92 og P-verdi mindre enn 5 %. Forkaster dermed nullhypotesen om at det ikke eksisterer en misspesifikasjon. Etter å ha studert grafer der avhengig variabel plottes mot ulike forklaringsvariabler, regner vi med at misspesifikasjonen er som følge av antall unike varegrupper.

I modell (4) og (5) inkluderes kvadratet av unike varegrupper og variabelen opphøyd i tredje. Når kvadrert ledd inkluderes, øker justert forklaringskraft fra 60,3 % til 60,9 %. Variabelen bidrar følgelig til å forklare variasjon i omsetning. Vi ser også at det ikke skjer vesentlige endringer i koeffisienten til variabelen lojalitetsprogrammedlem. Når unike varegrupper opphøyd i tredje inkluderes, oppstår samme problem som i analysen av lojalitet målt i antall handlekurver; variablene som angår unike varegrupper får betydelig høyere usikkerhet og mister signifikans. En VIF-test på modell (5), presentert i tabell 4.14, viser at det, ikke overraskende, er samme årsak som tidligere. Det er høy korrelasjon mellom variablene som angår unike varegrupper. Vi ser videre at inkludering av ledd for unike varegrupper opphøyd i tredje ikke øker justert forklaringskraft. Som følge av

problemene med multikollinearitet og det fraværende bidraget til justert forklaringskraft ekskluderes (unike varegrupper)^3 som forklaringsvariabel. Følgelig er modell (4) i tabell 4.13 basis for videre analyser av lojalitet på årsbasis målt i omsetning.

Variabel	VIF	1/VIF
Lojalitetsprogrammedlem	1,02	0,985
Antall kurver	1,26	0,795
Unike varegrupper	454,94	0,002
(Unike varegrupper)^2	1053,56	0,0009
(Unike varegrupper)^3	2786,57	0,0004

Tabell 4.14: Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.13

Inkludering av øvrige variabler

Parallelt med diskusjonen om snitt kurvstørrelse skal inkluderes som forklaringsvariabel i regresjonen der lojalitet måles i antall kurver, vil det gi samme problemer å inkludere den i regresjonen der lojalitet måles i omsetning. Variabelen er utarbeidet av omsetning dividert med antall kurver, og en stor andel av variasjonen i variabelen vil være som følge av variasjon i den avhengige variabelen omsetning fra regresjonene i tabell 4.13. Følgelig vil det ikke gi mening å inkludere snitt kurvstørrelse som forklaringsvariabel i regresjonene.

4.5.1.3 Sammenligning av modeller som forklarer kundelojalitet på årsnivå

Avhengig variabel:	Antall kurver	Omsetning
	(1)	(2)
Lojalitetsprogrammedlem	12.76***	12038.8***
	(3.073)	(680.775)
Unike varegrupper	-30.43***	-6610.2***
	(4.544)	(1,069.204)
(Unike varegrupper)^2	3.332***	590.8***
	(0.305)	(70.757)
Antall kurver		205.2***
		(9.446)
Konstantledd	55.74***	11579.6**
	(15.622)	(3,929.698)
Observasjoner	1998	1998
R^2	0.205	0.610
Justert R^2	0.204	0.609
F	367.6	492.0

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.15: Presentasjon av modeller som måler kundelojalitet på årsbasis

Tabell 4.15 viser at samme konklusjon kan trekkes om lojalitet på årsbasis, uavhengig av om det måles i antall handlekurver eller omsetning. Lojalitetsprogrammedlem har en signifikant koeffisient på 12,76 når lojalitet måles i handlekurver og NOK 12 038,8 når lojalitet måles i omsetning. Følgelig kan det sies at en Æ-kunde handler 12,76 flere handlekurver på årsbasis enn et ikke-medlem, eller NOK 12 038,8, alt annet like. Når dette sees i lys av snittverdiene fra tabell 4.1, har en Æ-kunde henholdsvis 13,4 % flere kurver enn snittet til utvalget og 38,9 % høyere omsetning enn snittet til utvalget.

4.5.2 Analyse av kundelojalitet på månedsnivå

4.5.2.1 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i antall handlekurver

Avhengig variabel:	Antall kurver				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	1.175***	-2.545***	-2.197***	-2.176***	-2.677***
	(0.285)	(0.245)	(0.230)	(0.229)	(0.196)
Unike varegrupper		1.526***	-0.531***	0.215	0.397***
		(0.027)	(0.085)	(0.181)	(0.063)
(Unike varegrupper)^2			0.212***	0.0273	0.0199*
			(0.010)	(0.053)	(0.008)
(Unike varegrupper)^3				0.0112**	
				(0.004)	
Omsetning					0.00195***
					(0.000)
Konstantledd	7.375***	-0.537***	0.619***	0.531***	0.615***
	(0.210)	(0.072)	(0.063)	(0.057)	(0.055)
Observasjoner	23976	23976	23976	23976	23976
R^2	0.00441	0.402	0.444	0.445	0.625
Justert R^2	0.00437	0.402	0.444	0.445	0.625
F	17.06	1926.5	2122.2	1689.4	2099.8

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.16: Modellbygging av modell som forklarer lojalitet på månedsbasis målt i antall handlekurver

I utarbeidelsen av en regresjonsmodell som forklarer kundelojalitet på månedsnivå målt i antall kurver, vil samme tilnærming som på årsnivå benyttes. Ved å inkludere antall unike varegrupper handlet i den gjeldende måneden i modell (2) i tabell 4.16, øker justert forklaringskraft til 40,2 % sammenlignet med modell (1). Ved å inkludere kvadrert ledd av antall unike varegrupper i modell (3) øker forklaringskraften ytterligere. Når det kommer til å opphøye antall unike varegrupper i tredje, er diskusjonen parallell med analysen av lojalitet på årsbasis. De samme problemene vedrørende multikollinearitet gjelder (se VIF-test på modell (4) i tabell 4.17), som fører til at leddet ekskluderes.

Variabel	VIF	1/VIF
Lojalitetsprogrammedlem	1,12	0,89
Unike varegrupper	161,97	0,006
(Unike varegrupper)^2	317,96	0,003
(Unike varegrupper)^3	873,06	0,001

Tabell 4.17: Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.16

I motsetning til regresjonene på årsbasis, ser vi at fortegn ikke skifter mellom modell (3) og (5) når omsetning inkluderes som forklaringsvariabel. Verdien av tolkningen oppfattes imidlertid fortsatt som størst når omsetning ekskluderes fra regresjonen, i tråd med diskusjonen av lojalitet på årsnivå.

På bakgrunn av dette vil modell (3) i tabell 4.16 benyttes som utgangspunkt for videre analyser der kundelojalitet måles i antall kurver.

4.5.2.2 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i omsetning

Avhengig variabel:	Omsetning				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	1255.2***	974.8***	563.4***	612.9***	616.3***
	(90.171)	(59.644)	(60.637)	(55.972)	(55.950)
Antall kurver		238.6***	188.1***	166.8***	166.5***
		(5.942)	(7.014)	(6.783)	(6.782)
Unike varegrupper			193.2***	-387.6***	-240.9***
			(9.687)	(17.279)	(37.575)
(Unike varegrupper)^2				63.24***	26.89*
				(2.132)	(10.654)
(Unike varegrupper)^3					2.213**
					(0.720)
Konstantledd	1954.1***	194.8***	-434.2***	-101.1***	-118.3***
	(53.646)	(42.447)	(20.325)	(14.140)	(13.622)
Observasjoner	23976	23976	23976	23976	23976
R^2	0.0498	0.610	0.648	0.683	0.683
Justert R^2	0.0497	0.610	0.648	0.683	0.683
F	193.8	857.3	3119.1	2957.7	2432.4

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.18: Modellbygging av modell som forklarer lojalitet på månedsbasis målt i omsetning

Fremgangsmåten for å utarbeide regresjonsmodell som forklarer lojalitet målt i omsetning er den samme når det måles på månedsbasis som på årsbasis.

I tabell 4.18 ser man at å inkludere forklaringsvariabler for antall handlekurver i perioden, antall unike varegrupper i perioden og antall unike varegrupper kvadrert øker modellens justerte forklaringskraft. Dette tilsier at variablene bidrar til at modellen bedre kan forklare variasjon i omsetning per måned blant kundene i datasettet. Forøvrig beholder lojalitetsprogrammedlem både signifikans og fortegn når andre forklaringsvariabler inkluderes i modellen. Antall unike varegrupper opphøyd i tredje innehar samme problem som ved tidligere analyser, se VIF-test utført på modell (5) i tabell 4.19. På bakgrunn av dette vil modell (4) benyttes som utgangspunkt i videre analyser av kundelojalitet på månedsbasis, målt i omsetning.

Variabel	VIF	1/VIF
Lojalitetsprogrammedlem	1,15	0,87
Antall kurver	1,80	0,55
Unike varegrupper	161,99	0,006
(Unike varegrupper)^2	318,39	0,003
(Unike varegrupper)^3	873,08	0,001

Tabell 4.19: Resultat av VIF-test på modell (5) i tabell 4.18

4.5.2.3 Sammenligning av modeller som forklarer kundelojalitet på månedsbasis

	Avhengig variabel:			
	Antall kurver		Omsetning	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-2.197***	-2.133***	612.9***	611.9***
	(0.230)	(0.228)	(55.972)	(55.911)
Unike varegrupper	-0.531***	-0.530***	-387.6***	-384.6***
	(0.085)	(0.084)	(17.279)	(17.234)
(Unike varegrupper)^2	0.212***	0.209***	63.24***	62.92***
	(0.010)	(0.010)	(2.132)	(2.131)
Antall kurver			166.8***	167.2***
			(6.783)	(6.895)
Konstantledd	0.619***	0.0316	-101.1***	-127.4***
	(0.063)	(0.098)	(14.140)	(23.500)
Faste effekter for tid	Nei	Ja	Nei	Ja
Observasjoner	23976	23976	23976	23976
R^2	0.444	0.455	0.683	0.685
Justert R^2	0.444	0.455	0.683	0.684
F	2122.2	475.7	2957.7	798.2

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.20: Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på månedsbasis

I tabell 4.20 presenteres modeller som forklarer kundelojalitet målt i antall kurver og omsetning. Vi observerer samme trender som på årsbasis, da medlemmer av lojalitetsprogrammet handler færre kurver, men har høyere omsetning enn ikke-medlemmer. Videre har det å inkludere tidsfaste effekter for måneder marginal effekt på størrelsesorden til variabelen av interesse, og ingen effekt på signifikans.

4.5.3 Analyse av kundelojalitet på ukenivå

4.5.3.1 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i antall handlekurver

Avhengig variabel:	Antall kurver				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	0.271***	-0.612***	-0.573***	-0.561***	-0.594***
	(0.066)	(0.044)	(0.042)	(0.041)	(0.041)
Unike varegrupper		0.489***	0.273***	0.819***	0.333***
		(0.007)	(0.017)	(0.030)	(0.014)
(Unike varegrupper)^2			0.0257***	-0.133***	-0.00407*
			(0.003)	(0.010)	(0.002)
(Unike varegrupper)^3				0.0111***	
				(0.001)	
Omsetning					0.00110***
					(0.000)
Konstantledd	1.702***	0.180***	0.267***	0.208***	0.260***
	(0.048)	(0.017)	(0.018)	(0.016)	(0.017)
Observasjoner	103896	103896	103896	103896	103896
R^2	0.00330	0.545	0.552	0.560	0.600
Justert R^2	0.00329	0.545	0.552	0.560	0.600
F	17.06	2458.3	3229.5	2703.8	2421.8

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.21: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på ukesbasis målt i antall handlekurver

Utarbeidelsen av analysen av kundelojalitet målt i antall kurver på ukesbasis vil benytte samme fremgangsmåte som tidligere. Vi ser i tabell 4.21 at inkludering av antall unike varegrupper som forklaringsvariabel, samt transformasjoner av denne har samme innvirkning på modellens forklaringskraft som tidligere, i tillegg til at variabelen av interesse beholder signifikans.

4.5.3.2 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i omsetning

Avhengig variabel:	Omsetning				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	289.7***	223.8***	46.74***	74.65***	74.86***
	(20.808)	(13.768)	(10.531)	(9.165)	(9.134)
Antall kurver		242.8***	112.1***	96.50***	94.77***
		(5.111)	(5.581)	(4.993)	(4.980)
Unike varegrupper			117.6***	-81.39***	-24.70***
			(2.687)	(4.068)	(7.184)
(Unike varegrupper)^2				24.59***	8.303***
				(0.506)	(2.147)
(Unike varegrupper)^3					1.137***
					(0.167)
Konstantledd	451.0***	37.72***	-106.2***	-19.36***	-25.01***
	(12.380)	(8.472)	(4.981)	(3.377)	(3.211)
Observasjoner	103896	103896	103896	103896	103896
R^2	0.0317	0.527	0.648	0.704	0.705
Justert R^2	0.0317	0.527	0.648	0.704	0.705
F	193.8	1150.6	4128.8	4672.2	4057.0

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.22: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på ukesbasis målt i omsetning

På lik linje som tidligere, øker modellens forklaringskraft ved inkludering av variabler som antall kurver og unike varegrupper. Ved å inkludere (unike varegrupper)^3, observerer vi samme effekt som tidligere, og velger å ekskludere denne variabelen fra den endelige modellen. Modell (4) vurderes følgelig som mest hensiktsmessig. Medlemmer av lojalitetsprogrammet har en ukentlig omsetning som er 74,65 kroner høyere enn ikke medlemmer.

4.5.3.3 Sammenligning av modeller som forklarer kundelojalitet på ukesnivå

	Avhengig variabel:			
	Antall kurver		Omsetning	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Lojalitetsprogrammedlem	-0.573***	-0.560***	74.65***	74.39***
	(0.042)	(0.042)	(9.165)	(9.154)
Unike varegrupper	0.273***	0.264***	-81.39***	-80.47***
	(0.017)	(0.017)	(4.068)	(4.055)
(Unike varegrupper)^2	0.0257***	0.0260***	24.59***	24.48***
	(0.003)	(0.003)	(0.506)	(0.505)
Antall kurver			96.50***	96.72***
			(4.993)	(5.031)
Konstantledd	0.267***	-0.0261	-19.36***	8.420
	(0.018)	(0.029)	(3.377)	(8.922)
Faste effekter for tid	Nei	Ja	Nei	Ja
Observasjoner	103896	103896	103896	103896
R^2	0.552	0.558	0.704	0.706
Justert R^2	0.552	0.558	0.704	0.706
F	3229.5	212.7	4672.2	366.5

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.23: Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på ukesbasis

Når vi inkluderer faste effekter for tid på de utvalgte modellene for ukenivå, observerer vi i tabell 4.23 at dette bidrar til å øke forklaringskraften. Videre ser vi det samme mønsteret som tidligere, hvor Æ-medlemmer har større ukentlig omsetning, men færre kurver i snitt per uke.

4.5.4 Analyse av kundelojalitet på dagsnivå

4.5.4.1 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i antall handlekurver

Avhengig variabel:	Antall kurver				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	0.0387***	-0.0524***	-0.0543***	-0.0496***	-0.0551***
	(0.009)	(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.004)
Unike varegrupper		0.223***	0.442***	0.792***	0.441***
		(0.002)	(0.004)	(0.006)	(0.004)
(Unike varegrupper)^2			-0.0332***	-0.157***	-0.0359***
			(0.001)	(0.002)	(0.001)
(Unike varegrupper)^3				0.0101***	
				(0.000)	
Omsetning					0.000203***
					(0.000)
Konstantledd	0.243***	0.0675***	0.0416***	0.0289***	0.0415***
	(0.007)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Observasjoner	727272	727272	727272	727272	727272
R^2	0.00113	0.704	0.761	0.788	0.763
Justert R^2	0.00113	0.704	0.761	0.788	0.763
F	17.06	6168.8	9491.4	11050.4	7121.8

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.24: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på dagsbasis målt i antall handlekurver

Utarbeidelsen av analysen om kundelojalitet målt i antall kurver på dagsbasis vil benytte samme fremgangsmåte som tidligere. I tabell 4.24 ser vi at lojalitetsprogrammedlem beholder signifikans når øvrige forklaringsvariabler inkluderes. Inkludering av antall unike varegrupper som forklaringsvariabel, og transformasjoner av denne har samme innvirkning på modellens forklaringskraft som tidligere. Modell (3) vil derfor benyttes som utgangspunkt i videre analyser av kundelojalitet på dagsbasis målt i antall kurver.

4.5.4.2 Modellbygging av modell som forklarer lojalitet målt i omsetning

Avhengig variabel:	Omsetning				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Lojalitetsprogrammedlem	41.38***	30.24***	0.693	6.050***	5.861***
	(2.973)	(2.003)	(1.146)	(1.057)	(1.050)
Antall kurver		287.5***	-38.29***	47.33***	31.78***
		(4.539)	(4.738)	(4.642)	(4.963)
Unike varegrupper			103.2***	-14.12***	41.00***
			(1.541)	(2.550)	(4.521)
(Unike varegrupper)^2				14.89***	-2.728*
				(0.333)	(1.275)
(Unike varegrupper)^3					1.395***
					(0.110)
Konstantledd	64.42***	-5.474***	-7.500***	-1.645**	-2.755***
	(1.769)	(1.056)	(0.626)	(0.519)	(0.506)
Observasjoner	727272	727272	727272	727272	727272
R^2	0.00668	0.435	0.666	0.714	0.716
Justert R^2	0.00667	0.435	0.666	0.714	0.716
F	193.8	2064.0	5643.2	5718.9	5118.4

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.25: Modellbygging av modell som forklarer kundelojalitet på dagsbasis målt i omsetning

På dagsbasis observerer vi de samme trendene som på øvrige tidsnivåer. Lojalitetsprogrammedlem mister signifikans i modell (3) ved inkludering av unike varegrupper, men den blir igjen signifikant i modell (4) og (5) ved inkludering av (unike varegrupper)^2. Vi velger modell (4) for den videre analysen, på bakgrunn av den tidligere diskusjonen rundt (unike varegrupper)^3.

4.5.4.3 Sammenligning av modeller som forklarer kundelojalitet på dagsbasis

	Avhengig variabel:							
	Antall kurver				Omsetning			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Lojalitetsprogrammedlem	-0.0543***	-0.0541***	-0.0542***	-0.0540***	6.050***	6.038***	6.140***	6.128***
	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(1.057)	(1.057)	(1.057)	(1.057)
Unike varegrupper	0.442***	0.441***	0.441***	0.440***	-14.12***	-13.95***	-14.01***	-13.85***
	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(2.550)	(2.548)	(2.541)	(2.540)
(Unike varegrupper)^2	-0.0332***	-0.0331***	-0.0331***	-0.0330***	14.89***	14.87***	14.84***	14.82***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.333)	(0.333)	(0.332)	(0.332)
Antall kurver					47.33***	47.33***	47.49***	47.48***
					(4.642)	(4.641)	(4.635)	(4.634)
Konstantledd	0.0416***	0.0284***	0.0435***	0.0298***	-1.645**	2.467*	-6.495***	-1.581
	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.003)	(0.519)	(1.044)	(0.778)	(1.225)
Faste effekter for ukenummer	Nei	Ja	Nei	Ja	Nei	Ja	Ja	Ja
Faste effekter for ukedag	Nei	Nei	Ja	Ja	Nei	Nei	Nei	Ja
Observasjoner	727272	727272	727272	727272	727272	727272	727272	727272
R^2	0.761	0.762	0.761	0.762	0.714	0.714	0.715	0.715
Justert R^2	0.761	0.762	0.761	0.762	0.714	0.714	0.715	0.715
F	9491.4	720.5	3780.1	746.0	5718.9	452.4	2399.4	422.5

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.26: Presentasjon av modeller som forklarer kundelojalitet på dagsbasis

På dagsnivå kan vi inkludere faste effekter for måned, ukenummer og ukedag. I denne sammenhengen inkluderer vi ikke faste effekter for måned, med samme argument som i analysen av kundelønnsomhet på dagsnivå. Følgelig vil kombinasjoner av faste effekter for ukenummer og ukedag inkluderes. Vi ser inkludering av faste effekter har marginal påvirkning på koeffisienten til loajlitetsprogrammedlem i modellene som måler lojalitet, uavhengig av valg av avhengig variabel. Lojalitetsprogrammedlem beholder imidlertid signifikans.

Når vi undersøker lojalitet på dagsnivå, finner vi en positiv effekt på om lag NOK 6 på omsetning dersom kunden er medlem av Æ, samt at Æ-kundene handler 0,05 færre kurver per dag, alt annet like.

4.5.5 Oppsummering av analyse av kundelojalitet

	Avhengig variabel:							
	Antall kurver				Omsetning			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Lojalitetsprogrammedlem	12.76***	-2.133***	-0.560***	-0.0540***	12038.8***	611.9***	74.39***	6.128***
	(3.073)	(0.228)	(0.042)	(0.004)	(680.775)	(55.911)	(9.154)	(1.057)
Unike varegrupper	-30.43***	-0.530***	0.264***	0.440***	-6610.2***	-384.6***	-80.47***	-13.85***
	(4.544)	(0.084)	(0.017)	(0.004)	(1,069.204)	(17.234)	(4.055)	(2.540)
(Unike varegrupper)^2	3.332***	0.209***	0.0260***	-0.0330***	590.8***	62.92***	24.48***	14.82***
	(0.305)	(0.010)	(0.003)	(0.001)	(70.757)	(2.131)	(0.505)	(0.332)
Antall kurver					205.2***	167.2***	96.72***	47.48***
					(9.446)	(6.895)	(5.031)	(4.634)
Konstantledd	55.74***	0.0316	-0.0261	0.0298***	11579.6**	-127.4***	8.420	-1.581
	(15.622)	(0.098)	(0.029)	(0.003)	(3,929.698)	(23.500)	(8.922)	(1.225)
Tidsperiode	År	Måned	Uke	Dag	År	Måned	Uke	Dag
Tidsfaste effekter (måned)	Nei	Ja	Nei	Nei	Nei	Ja	Nei	Nei
Tidsfaste effekter (uke)	Nei	Nei	Ja	Ja	Nei	Nei	Ja	Ja
Tidsfaste effekter (ukedag)	Nei	Nei	Nei	Ja	Nei	Nei	Nei	Ja
Observasjoner	1998	23976	103896	727272	1998	23976	103896	727272
R^2	0.205	0.455	0.558	0.762	0.610	0.685	0.706	0.715
Justert R^2	0.204	0.455	0.558	0.762	0.609	0.684	0.706	0.715
F	367.6	475.7	212.7	746.0	492.0	798.2	366.5	422.5

Robuste standardfeil i parenteser, clustret på kundenøkkel

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tabell 4.27: Oppsummering av regresjoner som forklarer kundelojalitet

I tabell 4.27 observerer vi de samme trendene hva gjelder medlem av lojalitetsprogrammets påvirkning på antall handlekurver i perioden, uavhengig av tidsperiode. Det eneste avviket er på årsbasis, modell (1), der lojalitetsprogrammedlemmer handler flere kurver enn ikke-medlemmer, alt annet like. Det bør imidlertid merkes at tidsfaste effekter ikke kan korrigeres for i denne regresjonen. Det bør også påpekes at det er lite variasjon i forklaringsvariabelen på årsbasis, sammenlignet med de andre tidsperiodene, se tabell 4.1. Videre har modell (1) betydelig lavere forklaringskraft enn analysene utført på mer detaljerte nivåer.

Når det kommer til omsetning observeres det en entydig positiv effekt på omsetning av å være medlem i lojalitetsprogrammet. Den observerte effekten er stor på årsbasis, sammenlignet med de andre nivåene. Dette kan ha samme årsak som de observerte trendene når antall kurver er avhengig variabel.

Basert på analysene er det altså utydelig hvorvidt medlemmer av Æ handler flere eller færre kurver, men analysene indikerer at de har høyere omsetning enn ikke-medlemmer. Dette illustrerer at effekt E2 i figur 2.3, lojalitetsprogrammets effekt på kundelojalitet, er positiv.

4.6 Oppsummering av analyse

I analysen av markedet og lojalitetsprogrammene finner vi at bransjen er dominert av tre store paraplyaktører, som har betydelig markedsmakt. Lojalitetsprogrammet Æ kan også karakteriseres som et fullverdig lojalitetsprogram i lys av definisjonen fra Dorotic et al. (2012) og Berman (2006).

I den empiriske analysen har medlemskap i Remas lojalitetsprogram sin påvirkning på kunders lønnsomhet og lojalitet blitt undersøkt for å besvare forskningsspørsmålene presentert i kapittel 3.1. Vi finner at medlemmer av lojalitetsprogrammet er mindre lønnsomme enn andre kunder, alt annet like, uavhengig av på hvilket nivå analysene utføres. Videre finner vi at medlemmene av lojalitetsprogrammet handler færre kurver, forutenom på årsbasis, men har høyere omsetning enn andre kunder, alt annet like. Funnene fra hypotesetestingen oppsummeres i tabell 4.28.

	Effekt av lojalitetsprogram på:		
Tidsperiode	Lønnsomhet	Lojalitet[1]	Lojalitet[2]
År	Negativ***	Positiv***	Positiv***
Måned	Negativ***	Positiv***	Negativ***
Uke	Negativ***	Positiv***	Negativ***
Dag	Negativ***	Positiv***	Negativ***
Total observert effekt	Negativ	Positiv	Usikker

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[1] Målt i omsetning
[2] Målt i antall kurver

Tabell 4.28: Oppsummering av funn i empirisk analyse

5 Diskusjon

I dette kapittelet skal vi diskutere funnene fra analysen og begrensninger ved studien opp mot teorien, med hensyn på valg av kalkyle, metode for kundelønnsomhet, resultater fra kundelønnsomhet og kundelojalitet.

5.1 Drøfting av metodiske valg og implikasjoner for funn

5.1.1 Valg av kalkyle

Denne utredningen baserer seg på en enkel bidragskalkyle med utgangspunkt i varelønnsomhet per BO3-nivå. Formålet med en kalkyle er å gi informasjon om lønnsomhets- eller kostnadsbildet av et kalkyleobjekt ved en hensiktsmessig kostnadsfordeling. Følgelig er spørsmålet hva som ansees å være en hensiktsmessig fordeling i denne sammenhengen.

5.1.1.1 Svakheter ved kostnadsdata og valgt kalkyle

Først gir ikke den valgte kalkylen et komplett bilde av den relative lønnsomheten til hvert enkelt produkt i porteføljen til Rema. Dette er imidlertid kun med hensyn på varekostnadssiden ved ulike merkevarer i de forskjellige varetypene, for eksempel ulike merker av kjøttdeig, ris eller melk. I analysen av kunders lønnsomhet vil dette gi utslag i at kunder med preferanse for mer lønnsomme merkevarer innad blant varetypene blir vurdert med samme lønnsomhetsprosent som kunder med preferanse for mindre lønnsomme merkevarer. Prisforskjeller mellom de ulike merkevarene vil dermed føre til en lineær skalering av lønnsomhet med vareprisen innenfor varetypene. En kjøttdeig fra Nordfjord vil dermed ha lik lønnsomhet som en kjøttdeig fra Gilde i prosent, men ikke i pengeverdi, da utregningen av lønnsomhet tar utgangspunkt i salgsprisen som gis til kunden.

Videre er lønnsomhetsprosenten den samme gjennom hele året, til tross for at en vare kan selges til betraktelig lavere pris og marginer i gitte perioder. Følgelig kan kunder som handler oftere i kampanjeperioder tolkes som mer lønnsomme enn de egentlig er, men sammenlignet med andre kunder som ikke gjør dette vil den absolutte lønnsomheten fortsatt være lavere, da bidraget i kroner er lavere når varene selges til lavere pris. Følgelig

mister vi nyansene i den faktiske lønnsomheten basert på varekost med denne tilnærmingen, men dette kan enkelt løses med tilgang til detaljerte data om kostnadene til hvert produkt.

Den andre faktoren som påvirker analysen av kundelønnsomhet, er hvorvidt det finnes kostnader utenfor vår modell som kan allokeres til hver enkelt kunde. Denne analysen er følgelig begrenset i den grad andre direkte og indirekte kostnader utover varekostnad påvirker kundenes lønnsomhetsbilde. I denne sammenhengen ansees det som krevende å allokere lønnskostnader, leiekostnader eller lignende til enkeltkunder, da det vil være tidkrevende å identifisere aktiviteter, kapasitet, fordelingsnøkler og den enkelte kundes ressursbruk.

Zimmermann (1979) argumenterer for at kostnader bør fordeles fordi de kan være en approksimasjon for alternativkostnaden ved å benytte seg av en tjeneste eller ved å kjøpe et produkt. Videre kan disse alternativkostnadene være av en slik størrelsesorden at de fordreier lønnsomhetsbildet av kalkyleobjektet. Spørsmålet blir derfor om det eksisterer slike kostnader knyttet til kunder hos Rema, og hvorvidt de vil bidra til å endre lønnsomhetsbildet.

Et eksempel på slike alternativkostnader kan være kunder som har preferanser for varer av ulik volum og vekt. En kunde som kjøper varer som har stort volum og høy vekt, vil være mer belastende på Remas distribusjons- og varelagersystem og følgelig fortrenge muligheten til å ha andre varer i systemet. Spørsmålet er således hvilken alternativkostnad dette innebærer. Kunne kapasiteten eventuelt vært brukt til varer med mindre volum og vekt og høyere marginer? Dette er vanskelig å fastslå for utenforstående, men dette vil trolig ha en effekt, selv om det er uvisshet rundt størrelsesorden og i hvilken retning det trekker. Følgelig burde for eksempel kostnader ved distribusjon vært fordelt til varene kunden handler for å skape et bedre bilde av kundens indirekte ressursbruk i verdikjeden til Rema.

For butikkene kan det også eksistere ressurser kundene benytter seg av som har betydning for kundenes lønnsomhet. Som nevnt i kapittel 2, kan parkeringsplasser være et eksempel på en begrenset ressurs hos butikkene. Det at en kunde benytter seg av en parkeringsplass kan forringe eller fortrenge en annen kundes handleopplevelse eller handletur og således innebære en betydelig alternativkostnad.

5.1.1.2 Alternative kalkyler

Basert på argumentasjonen rundt kostnadsfordeling, burde kostnadene trolig fordeles ut til produktene som kundene kjøper, eller direkte til kundene, avhengig av hva som er kostnadsdriver og ressurs i de ulike tilfellene. Spørsmålet blir deretter hvilken metode som er mest hensiktsmessig for å fordele kostnadene, og om kostnadsfordelingen vil endre lønnsomhetsbildet eller ikke.

Selvkostmetoden kunne vært et alternativ i kostnadsfordelingen basert på volum, for eksempel antall handlekurver eller størrelsen på handlekurven. Dette ville trolig gitt et fordreid bilde av lønnsomhet, særlig i tilfellene hvor det er ledig kapasitet i butikken. Samtidig virker det sannsynlig at større kunder, selv om de trekker flere ressurser, også har en fordel i storhandel. Eksempelvis kan det være selve betalingen som er mest ressurskrevende, og dermed ønsker en at mest tid brukes til registrering av varer. Alternativt kan det brukes mye tid i omstillingen fra en kunde til den neste. En kan dermed undervurdere kostnaden til mindre kunder i en slik tilnærming.

En alternativ tilnærming er å benytte en ABC-kalkyle, hvor kostnadene blir henført kundene etter aktivitetsnivå. Kostnadshierarkiet i Rema er imidlertid uklart for utenforstående, samt ressurser og tilhørende kapasitet. Et eksempel er hvor mange varer distribusjonssystemet til Rema kan håndtere, og hva som er eventuell fordelingsnøkkel. Eksempelvis krever trolig varer av større dimensjoner mer behandling i distribusjonen enn andre varer. Det er følgelig vanskelig for utenforstående å få nok informasjon om kostnadene, ressursene og tilhørende kapasitet.

Lønnsomhetsbildet til kundene kan tenkes å ha en lineær sammenheng med antall varer kunden kjøper. Dersom kunden kjøper flere varer, vil den også forårsake økte kostnader når det kommer til varekostnad, distribusjon, salg og service. I hvilken grad kostnadene som ikke er inkludert i denne analysen er lineære, vil påvirke i hvilken grad en bidragskalkyle gir et godt lønnsomhetsbilde. På den annen side vil det være mer hensiktsmessig å anvende en ABC-kalkyle i de tilfeller hvor kostnader ikke har en lineær sammenheng med antall varer kunden kjøper.

Videre er kostnader tilknyttet vedlikehold og drift av Æ høyst relevante i denne sammenhengen, og bør fordeles på en hensiktsmessig måte på alle Æ-medlemmer. Fordeling

av kostnader tilknyttet et program som trolig har tilnærmet uendelig kapasitet er derimot vanskelig å gjøre på en hensiktsmessig måte (Bjørnenak, 2019). Derfor er det nødvendig å skille ulike kostnadstyper i driften av Æ, for eksempel markedsføring og programvare.

I denne sammenhengen kunne ABC-kalkyle gitt et mer nyansert bilde av kundelønnsomhet, og identifisere hvilke prosesser som er særlig ressurskrevende for forskjellige kunder. Følgelig kunne Rema foretatt bedre beslutninger vedrørende hvilke kunder som får rabatter, for eksempel i situasjoner hvor kunden er lite lønnsom eller svært krevende. Dette kan også bidra til å identifisere prosesser som kan forbedres, for eksempel verdien av selvbetjente betalingskasser.

På bakgrunn av datagrunnlaget er det derimot umulig å identifisere forskjellen i hvordan Æ-medlemmer og vanlige kunder trekker på ressurser knyttet til butikkansatte, parkering og lignende. Dette kunne vært en interessant analyse å inkludere for videre forskning. Fordelen med en analyse basert på bidragskalkyler er at den er enkel, hvor lønnsomhetsforskjellen kun skyldes handlemønsteret til kundene og rabatter knyttet til lojalitetsprogrammet.

5.1.1.3 Oppsummering av drøfting av kostnadsdata og kalkylevalg

En bidragskalkyle kan følgelig forsvares og gi innsikt, selv om den har visse svakheter sett i forhold til en ABC-kalkyle. Kundelønnsomheten i bransjen vil i stor grad påvirkes av varekostnadene, og dette er noe vi finner hos de tre store dagligvareaktørene. Varekost er den største kostnaden, og utgjør 84,5 % av Remas omsetning (REMA 1000, 2019). Sammenlignbare tall på 76,2 % og 87,2 % finner vi hos konkurrentene Norgesgruppen og Coop Norge respektivt (Norgesgruppen, 2019; Coop Norge, 2020b). Etter vår mening taler dette for at en bidragskalkyle med varekost fanger opp en stor del av variasjonen i lønnsomhet mellom kunder. Følgelig er spørsmålet hvorvidt det er beslutningsrelevant informasjon som faller bort. Dette er trolig tilfellet, men det krever en større grad av oppfølging.

Det er kostnader som faller utenfor denne modellen som kunne bidratt til et mer nyansert bilde. Fordelene av mer lojale kunder som er diskutert i litteraturen, for eksempel lavere kostnader tilknyttet service og markedsføring, faller utenfor modellen og kunne bidratt til å øke den observerte lønnsomheten til Æ-kundene dersom disse aspektene hadde blitt hensyntatt.

5.1.2 Valg av metode for lønnsomhetsvurdering

Fra teorien har vi fire metoder som bakgrunn for kundelønnsomhetsvurderinger. Det finnes lite litteratur om anvendelsen av kundelønnsomhetsanalyser i dagligvaren, og vi har følgelig basert vår tilnærming på rammeverket fra Holm et al. (2012).

Holm et al. (2012) betinger valget av overordnet metode, og hvor sofistikerte modellene skal være, på kundenes grad av kompleksitet i service og adferd. Rammeverket er presentert i figur 2.1. Ved å ta utgangspunkt i momentene som ble presentert i kapittel 3, kan en vurdere hvilken metode som burde anvendes. Kundenes kompleksitet når det kommer til kundeservice er trolig lav sammenlignet med andre bransjer. Produktlinjene er homogene for alle kunder, og produktene tilpasses i veldig liten grad, selv om tilpasningen kan være større hos aktører i andre segmenter enn lavprissegmentet, med for eksempel ferskvaredisker som tilbyr tilpassede varer, tips og rådgivning. Historisk sett har det vært liten grad av individuell tilpasning av kommersielle betingelser for kundene, men dette har økt i nyere tid med lojalitetsprogrammer. Graden av individualiserte kommersielle tilbud anses fortsatt som liten sammenlignet med en del andre bransjer. Kundenes ressursbehov etter salg varierer trolig, da kunder kan ha ulik tilbøyelighet til for eksempel å reklamere på defekte varer eller feilslag i kassen i butikken, men det vurderes fortsatt som lavt sammenlignet med andre bransjer.

Når det kommer til kundeadferdens kompleksitet er bildet et annet. Med utgangspunkt i spørsmålene presentert i kapittel 2, basert på Holm et al. (2012), vurderes kundeadferdens kompleksitet som høy. Ved analysere den deskriptive statistikken i tabell 4.1, ser vi at variasjon i både dybde og bredde av kundeforhold er stor blant kundene. Noen har høy kjøpsfrekvens og andre ikke. Videre har enkelte kunder stor omsetning og andre ikke, hvilket kan belyse i hvor stor grad kunder også benytter seg av andre aktører varierer. Med Remas vareutvalg på over 500 varetyper (BO3-grupper), er kombinasjonene av varer og muligheter for krysskjøp også store. Når det kommer til variasjon i lengden av kundeforholdene, er det vanskelig å kvantifisere dette basert på våre data, men variasjonen antas å være relativt stor.

Basert på rammeverket til Holm et al. (2012) anbefales det å benytte prospektive modeller for kundelønnsomhet. Hvor sofistikerte modellene anbefales å være, avhenger av

kompleksiteten av kundeservicen (Holm et al., 2012). Denne anses som relativt lav, og fordrer derfor mindre sofistikerte modeller.

Et annet perspektiv for valg av metode utdypes av Strömsten og Lind (2006), hvor kompleksiteten i kundeforholdet legges til grunn. I denne sammenhengen argumenterer forfatterene for at transaksjonelle kundeforhold er mer egnet til analyse ved hjelp av segmenter. Slike forhold er karakterisert av lite tilpasning av produkter, og lite kommunikasjon mellom bedriften og kunden. For de fleste kunder vil dette trolig være korrekt i dagligvaren. Dette er kunder som ikke behøver individuell oppfølgning. I situasjoner hvor aktøren tilpasser produktene i større grad til kundene, vil en verdivurdering av enkeltkunder foreslås. Generelt betyr dette at mer komplekse kundeforhold krever prospektive modeller, hvor mindre komplekse forhold benytter retrospektive. (Strömsten og Lind, 2006)

Valg av metode faller følgelig på skjønn som følge av argumentene presentert av Strömsten og Lind (2006), selv om rammeverket til Holm et al. (2012) indikerer at en prospektiv modell er teoretisk korrekt, fremfor en retrospektiv modell. Med introduksjonen av lojalitetsprogrammer har dagligvarekjedene tilgang til omfattende data om ulike kunder i forskjellige livsfaser, og kan potensielt utarbeide gode modeller for livsløpsverdi. På den annen side kan det være et for langsiktig perspektiv, ettersom mye av konkurransen mellom aktørene foregår på ukesbasis. Det kan derimot være belysende i henhold til hvilke segmenter som er mest hensiktsmessige å investere i med tanke på fremtiden.

5.1.2.1 Svakheter ved historiske analyser

Denne oppgaven har valgt en tilnærming basert på historiske data, og det er flere svakheter ved dette. Vi svarer følgelig på spørsmålet om medlemmer av Æ var mer eller mindre lønnsomme i 2019. Verdien fra en slik modell avhenger av om de samme forutsetningene holder i fremtiden.

Mot dette kan det anføres at verdien ikke ligger i evnen til å predikere fremtidig lønnsomhet, men i å identifisere de faktiske forholdene. Å vise at medlemmer av lojalitetsprogrammet er mindre lønnsomme kan hjelpe bedriften til å realisere sitt potensielle resultat.

En alternativ tilnærming er fremtidsrettede analyser. Prognoser om fremtiden vil alltid være tilknyttet usikkerhet, men Rema besitter store mengder data om kunder i forskjellige

faser av livet. De kan dermed lage sofistikerte modeller som predikerer fremtidig adferd. Bruken av verdivurderinger av enkeltkunder i dagligvaren er ikke ny, og Tesco har blant annet benyttet dette tidligere (Nunes og Drèze, 2006b). En slik analyse kan identifisere hvilke kunder som bør fokuseres på i fremtiden (Foster et al., 1996).

Analyser av historiske data har usikkerhet knyttet til hvor godt egnet modellene er til å predikere fremtidig adferd og lønnsomhet. Spørsmålet blir følgelig hvor gode de historiske analysene er som beslutningsgrunnlag. Dette er et vanlig problem rundt kundelønnsomhetsanalyser, og kan løses ved å kombinere de historiske analysene med fremtidsrettede metoder. Dette støttes av Strömsten og Lind (2006), som observerer at bedrifter gjerne bruker en miks av kundelønnsomhetsanalyser mot de samme kundene.

5.1.2.2 Oppsummering av valg av metode for analyse av kundelønnsomhet

Valg av metode er betinget på kundemassen bedriften møter, og dens grad av kompleksitet i service og adferd. Den teoretisk riktige metoden er en prospektiv analyse av lønnsomhet. Svakhetene ved den historiske kundelønnsomhetsanalysen i denne oppgaven kommer i form av et tilbakeskuende perspektiv, og hvorvidt analysen gir verdifull informasjon for fremtidige beslutninger.

5.2 Drøfting av funn

5.2.1 Lojalitetsprogrammets effekt på kundelønnsomhet

Vår analyse viser at medlemmer av lojalitetsprogrammet er mindre lønnsomme enn vanlige kunder. Dette virker i utgangspunktet logisk, ettersom medlemmer av Æ har tilgang på flere rabatter enn vanlige medlemmer. Analysen viser at medlemmer av lojalitetsprogrammet i snitt får om lag 1 % av omsetningen i rabatt, sammenlignet med ordinære kunder. Som nevnt tidligere hensyntar ikke denne analysen eventuelle forskjeller i ressursbruk, og dermed kan en finne oppsider eller nedsider ved programmet som ikke identifiseres i denne analysen.

Hvorfor er REMA interessert i å drifte et lojalitetsprogram som tilsynelatende ikke er lønnsomt? I en slik vurdering må alternativkostnaden og eksterne virkninger ved å drifte lojalitetsprogrammet hensyntas. Alternativkostnaden må her sees i sammenheng med

andre former for markedsføring, og hvorvidt lojalitetsprogrammet en billigere måte å håndtere kundekontakt enn markedsføring gjennom tradisjonelle kanaler. Dette støttes av Lal og Bell (2003), som bemerker at reduserte markedsføringskostnader er en faktor som kan gjøre lojalitetsprogrammet til en suksess.

Først og fremst innføres de fleste lojalitetsprogrammer under en forutsetning om at de vil føre til mer lojale kunder (Dorotic og Olsen, 2013), og dette kan oppfattes som en positiv virkning av lojalitetsprogrammet. I den isolerte analysen av kundelønnsomhet foretatt i kapittel 4, må vi huske at funnene tilknyttet medlemskap i lojalitetsprogrammet har en "alt annet like"-tolkning. Følgelig sammenlignes to kunder som er identiske hva gjelder alle faktorer som er kontrollert for, foruten medlemskap i lojalitetsprogrammet. Av den grunn vil ikke potensielle effekter av medlemskap på lojalitet og tilhørende lønnsomhetseffekt fanges opp i disse analysene, da forskjeller i både omsetning, antall handlekurver og handlemønster er kontrollert for. Dermed kan det være slik at lojalitetsprogrammet har en effekt på kundenes lojalitet, som er såpass stor at det overveier kostnaden ved å gi rabatter for å fordre den nevnte lojaliteten. Dette vil drøftes senere, i diskusjonen av funnene rundt lojalitetsprogrammets effekt på kundelojalitet.

I ulike bransjer finner en ofte et fangens dilemma rundt lojalitetsprogrammer, og at eventuelle konkurransefordeler forsvinner ettersom konkurrentene introduserer egne programmer (Uncles og Dowling, 1997). Følgelig må konkurranse og alternativ anvendelse av driftsmidlene vurderes i sammenheng med den økonomiske nedsiden ved programmet. Dette vil drøftes når funnene tilknyttet kundelojalitet diskuteres.

Lojalitetsprogrammets eksterne virkninger kan også forklare hvorfor REMA velger å drifte Æ, herunder tilgang på kundeinformasjon. Lojalitetsprogrammet gir REMA tilgang til store mengder kundedata rundt handler. Som hos teknologiselskaper, kan Æ dermed være en måte å "betale" kunder for denne informasjonen. Denne informasjonen kan for eksempel benyttes i prising, hvor en kan identifisere kundenes betalingsvillighet for varer, gjennom å observere respons på prissvingninger og rabatter. Dette kan bidra til en bedre prisstrategi, og gi fordeler i forhold til konkurrentene. Andre potensielle fordeler er at kunder kan anbefale produktet eller appen videre, og dermed bidra i markedsføringen.

5.2.1.1 Byttekostnader ved lojalitetsprogrammet

Den andre faktoren som kan bidra til lojalitetsprogrammets suksess, er i følge Lal og Bell (2003), hvorvidt det skaper byttekostnader for kunden. Byttekostnader vil redusere mulighetene for priskonkurranse, ettersom kunden har fordeler hos aktøren med programmet. Følgelig kan kunden være mindre villig til å handle hos en konkurrent, da dette medfører høyere priser eller andre potensielle nedsider, som tap av eller redusert mulighet til å benytte seg av rabatter.

Videre kan funnene tyde på at kunden har betydelig forhandlingsmakt i lavprissegmentet, særlig den lojale kunden som handler mye. For å kunne nå flest mulig kunder er det dermed nødvendig å kunne tilby ekstra goder til kundene som står for den største delen av lønnsomheten. Utover dette er byttekostnadene trolig små for vanlige kunder, ettersom de fleste har tilgang på flere butikker i sin nærhet. På denne måten kan et lojalitetsprogram ha en bindende funksjon for kunden, da den oppnår goder som ikke er til stede hos konkurrentene.

Hvorvidt fordelene fra lojalitetsprogrammene i dagligvarebransjen er gode nok til å skape byttekostnader er uvisst. Aktørene har ikke poengstrukturer som legger til rette for langsiktig investering. Ulike fordelsstrukturer kan være et eksempel på ulike interesseområder for fremtidig forskning og eksperimentering fra dagligvareaktørenes side. Samtidig vil vi påpeke at utformingen av Æ kan bidra til at kundene blir mer lojale i de tilfeller hvor de handler produkter på sin 10 på topp liste.

5.2.1.2 Oppsummering av lojalitetsprogrammets effekt på kundelønnsomhet

Den estimerte effekten av lojalitetsprogrammet på kundelønnsomhet isolert sett er negativ, men vi må undersøke mer enn kundelønnsomhet for å vurdere programmets totaleffekt. Det inkluderer alternativ utnyttelse av ressurser og eksterne virkninger. Videre er det mulig at potensiell økt lojalitet kan overveie kostnaden tilknyttet rabattene som gis. Programmet kan bidra med å redusere kostnader knyttet til markedsføring, og på denne måten bidra til å redusere aktørens totale kostnader. Videre kan det tenkes at lojalitetsprogrammet bidrar til å øke byttekostnadene for de mest attraktive kundene, og følgelig øker volumet av kunder til tross for at lønnsomhet per kunde faller. Deler av denne effekten vil kunne fanges opp i observert lojalitet hos kundene.

5.2.2 Lojalitetsprogrammets effekt på kundelojalitet

Lojalitetsprogrammer innføres ofte med en forutsetning om at de øker kundens lojalitet til bedriften (Dorotic og Olsen, 2013). I litteraturen benyttes mål som andel av budsjett og andel av besøk. Problematikken rundt målbarheten av disse målene vil drøftes senere, men vi vil først ta for oss resultatene i lys av litteraturen.

Funnene fra litteraturen er delt med hensyn på lojalitet, og vi finner lignende trender. Når vi tester hvorvidt medlemmer av lojalitetsprogrammet har ulik omsetning i forhold til ikke-medlemmer, støtter den estimerte effekten hypotesen om en positiv sammenheng. Dette virker logisk, ettersom lojalitetsprogrammet er designet for å gi insentiver til lojal adferd. På den annen side kan det være slik at kunder som i utgangspunktet har en større andel av sin handel hos Rema, vil være mer tilbøyelige til å bli medlem i et lojalitetsprogram. Vi kan følgelig ikke fastslå at det er lojalitetsprogrammet som gjør kunder mer lojale.

Den positive og statistisk signifikante effekten av lojalitetsprogrammet endres ikke når vi kontrollerer for faste effekter på tid, og for variabler som antall kurver og bredden på handlekurven gjennom unike varegrupper. Dette er i tråd med funn i forskningen til Leenheer et al. (2007), Liu (2007) og Meyer-Waarden (2007). En ytterligere segmentering kunne vært av interesse her, da flere studier finner at effekten av lojalitetsprogrammer er knyttet til konsumnivå (Lal og Bell, 2003; Liu, 2007).

Dette kan tale til fordel for et lojalitetsprogram med flere nivåer med økende belønninger basert på konsum. En slik utforming kan ha fordeler ved at en ikke gir de beste tilbudene til kunder som ikke er lojale, og på den måten skaper langsiktig lojalitet. På den annen side kan dette skape misunnelse eller føre til at enkelte kunder lar være å bli medlemmer, ettersom belønningene blir vanskeligere å oppnå.

I undersøkelsen av lojalitetsprogrammets effekt på antall kurver finner vi blandede, men hovedsakelig negative effekter av det å være medlem, hvor medlemmer av Æ handler færre kurver enn ikke-medlemmer. Denne effekten er derimot ikke til stede på årsbasis, men finnes på måned, uke og dagsnivå. Det kan være forskjellige forklaringer på denne effekten. For eksempel kan det tenkes at Æ-medlemmer handler færre, men større kurver når de handler. Hvorvidt antall kurver er en god approksimasjon på lojalitet er usikkert, og vil drøftes i neste delkapittel. Andel av besøk vil være tilknyttet større usikkerhet med hensyn

på lojalitet, ettersom en kunde kan besøke en butikk for storhandelen hver fredag, men andre butikker gjennom uken for mindre handler. En slik kunde kan følgelig ha større omsetning og færre kurver i forhold til en kunde som handler små kurver ofte.

5.2.2.1 Lojalitet og målbarhet

Lojalitet kan som litteraturen viser være vanskelig å måle i praksis. Det eksisterer mål som anses som teoretisk korrekte, de tidligere nevnte andel av budsjett og andel av totale besøk.

Å måle hvor stor andel en kundes besøk hos Rema utgjør av kundens totale besøk hos dagligvareforretninger er vanskelig i praksis. Dette krever at man vet hvor mange ganger kunden besøker Rema og hvor mange ganger den besøker andre dagligvareforretninger. Førstnevnte virker innledende enkelt å bestemme, dersom man har tilgang på Remas database. Det er imidlertid vanskeligere enn det skulle tilsi. Det kan være slik at en kunde velger å registrere lojalitetsprogramkontoen sin på en handel, men ikke en annen av en rekke årsaker. I dette tilfellet vil kunden oppfattes som to forskjellige kunder basert på den anvendte metoden for utvalg og identifikasjon av ulike kunder.

Et annet problem er at flere personer i samme husholdning, eller annen husholdning, kan bruke samme medlemskap. Følgelig kan flere ulike personers handlemønster og attributter fanges i det systemet oppfatter som en unik kunde.

Videre er det vanskelig å avgjøre hvor mange besøk en kunde totalt har hos dagligvareforretninger. Gitt lik inntekt og budsjett for handel hos dagligvareforretninger, kan kundens preferanser for hvor ofte den handler og størrelsen på handlekurvene variere veldig. Eksempelvis kan det være at to ellers identiske kunder har ulike preferanser, der den ene handler én gang for hele uken, og den andre handler oftere og har mindre kurver hver gang.

Vi har som nevnt tidligere benyttet antall handlekurver som en approksimasjon for andel av totale besøk. Basert på ovennevnte, er dette trolig en dårlig approksimasjon for andel av totale besøk. Dette gir trolig utslag i økt usikkerhet i estimatene våre, da den approksimasjonen i beste fall er korrelert med det teoretisk korrekte målet.

Når det gjelder kundens omsetning hos Rema som andel av totalbudsjett i

dagligvareforretninger, kan dette også være vanskelig å måle og approksimere i praksis. Dette forutsetter at informasjon om den spesifikke kundens totale forbruk i dagligvarebutikker er kjent, samt forbruk hos Rema. Det å kjenne til kundens totale forbruk hos Rema kan være vanskelig fordi flere personer kan benytte samme medlemskap. Videre kan det være at kunder ikke registrerer alle handler i Æ av ulike årsaker.

Det å kjenne til kundens totale forbruk hos dagligvareforretninger er også utfordrende. Dette avhenger av en rekke faktorer utover inntekt. Det avhenger av kundens preferanser for matvarer fremfor andre goder, samt kundens preferanser og betalingsvilje for substitutter til varer dagligvareforretninger selger, eksempelvis restaurantbesøk.

I utredningen har vi benyttet omsetning hos Rema som approksimasjon for kundens handel hos Rema, som andel av totalt forbruk hos dagligvareforretninger. Vi kunne forsøkt å estimere kunders totalbudsjett gjennom ulike budsjettmodeller, for eksempel SIFOs referansebudsjett (se https://www.oslomet.no/om/sifo/referansebudsjettet). Dette hadde imidlertid inkludert en rekke usikre faktorer og avhenger fortsatt av kundens inntekt, preferanser, bostatus, sivilstand og lignende. Følgelig har vi besluttet at å ikke sette forbruk hos Rema opp mot et estimert totalbudsjett for dagligvareforretninger, trolig er minst like korrekt som å forsøke og estimere et totalbudsjett.

5.2.2.2 Oppsummering av drøfting av lojalitetsprogrammets effekt på kundelojalitet

For å konkludere, er begge approksimasjonene som er benyttet for de teoretisk korrekte målene av lojalitet usikre, og ikke nødvendigvis gode approksimasjoner. Vi vil imidlertid påpeke at vi anser omsetning hos Rema som et mindre usikkert mål på andel av totalbudsjett enn antall handler hos Rema som mål på andel av totale besøk. Vi antar at to ellers identiske kunder vil ha mye mindre forskjell i totalbudsjett til forbruk i dagligvareforretninger enn et bestemt totalt antall besøk i en gitt tidsperiode. Følgelig har vi større tiltro til funnene og konklusjonene som trekkes vedrørende lojalitet basert på omsetning, fremfor konklusjonene basert på antall kurver.

Den positive sammenhengen mellom lojalitetsprogrammet og omsetning, kan skyldes at kundene blir mer lojale etter de ble medlem, men også at de allerede var dette før de ble medlem. Videre observeres en negativ sammenheng mellom lojalitetsprogrammet og antall

kurver, hvilket kan bety at medlemmer av lojalitetsprogrammet handler færre, men større kunder enn ikke-medlemmer.

5.2.3 Lojalitetsprogrammer og konkurransesituasjon

Liu og Yang (2009) advarer mot å vurdere lojalitetsprogrammer isolert, og forklarer at konkurransen må hensyntas. Konkurransesituasjonen vil ha stor påvirkning på hvilke marginer som kan oppnås i bransjen, og hvilke tilbud aktørene er villige til å gi kundene. Følgelig vil også lojalitetsprogrammets effekt og resultater være påvirket av rivaliserende tilbud.

Foros, Kind og Steen (2017), påpeker at kjedenes muligheter for individuell prising ikke behøver å gi økt lønnsomhet i en konkurransesituasjon som i dagligvaremarkedet. De trekker frem at dersom alle aktørene anvender individuell prising kan dette i teorien gi mer aggressiv priskonkurranse og lavere profitt for bedriftene enn før introduksjon av individuell prising.

Som nevnt tidligere, muliggjør det å introdusere lojalitetsprogrammer i dagligvarebransjen individuell prising. Våre funn indikerer en slik trend som Foros et al. (2017) fremlegger for lojalitetsprogrammer og individuell prising i dagligvarebransjen, da lojalitetsprogrammets isolerte effekt på kundelønnsomheten er negativ.

Ettersom Rema var den siste store aktøren i den norske dagligvarebransjen som innførte lojalitetsprogram, kan det også vurderes om det er som følge av en fangenes dilemma-situasjon i markedet. Det kan være slik at Rema var nødt til å lansere et lojalitetsprogram for å opprettholde konkurransedyktighet i markedet. Situasjonen kan presenteres ved fangenes dilemma.

Før kjedene lanserte lojalitetsprogrammer kan vi se for oss at dagligvaremarkedet var i en stabil tilstand og hadde en viss allokering av kundene mellom kjedene. Da den første aktøren lanserte lojalitetsprogram kan det ha påvirket allokeringen av kunder mellom kjedene, og denne kan igjen ha blitt påvirket da flere kjeder lanserte lojalitetsprogrammer. Det kan tenkes at dersom alle kjedene til slutt har lojalitetsprogrammer, vil markedsandelene konvergere mot initiell allokering, men lønnsomheten i markedet reduseres som følge av individuell prising. Dermed kan det også drøftes hvorvidt programmet faktisk bidrar til å øke lønnsomheten til Rema, og om dette var hensikten.

Våre funn antyder at lojalitetsprogrammet ikke har bidratt til å øke kundenes lønnsomhet isolert sett, men hvorvidt lojaliteten økes er derimot mer usikkert. Samtidig kan vi ikke uttale oss om det er lojalitetsprogrammet som gjør kunder mindre lønnsomme, eller om det er en egenskap ved denne populasjonen som gjør dem mer tilbøyelige til å bli medlemmer og er mer rabattsøkende, og dermed mindre lønnsomme.

Lavprissegmentet kan også være et vanskelig utgangspunkt for å undersøke lojalitet, ettersom det kan forventes at en større andel av kundene er mer prissensitive enn kunder i andre segmenter av dagligvaremarkedet. Sett i sammenheng med konkurransen kan dette forklare deler av lønnsomhetsbildet, og en annen effekt kan være til stede i for eksempel hypermarkedssegmentet.

Konkurranseeffektene av et lojalitetsprogram må følgelig ikke undervurderes, og er sentralt for å forstå den helhetlige effekten. Det kan tyde på at lojalitetsprogrammer har økt konkurransen i bransjen, ved å tilby personlig prissetting. Samtidig kan beslutningen om innføringen av et lojalitetsprogram tolkes som et fangens dilemma, hvor alle aktørene taper når samtlige har innført, men oppsiden ved å være den eneste med lojalitetsprogram er stor, og gir insentiver til å innføre et program. Følgelig er det ingen av aktørene som velger å ikke innføre et lojalitetsprogram, til tross for redusert lønnsomhet, da dette vil gi en stor fordel til konkurrentene.

5.3 Andre faktorer som kan påvirke utredningens funn

5.3.1 Selvseleksjonsbias

Selvseleksjonsbias er en effekt som oppstår når fordelingen av individer ikke forekommer tilfeldig (Leenheer et al., 2007). Dette er et problem i mange sammenhenger, og særlig i de tilfeller hvor en sammenheng studeres ex-post, da vi studerer en gitt fordeling. Følgelig blir spørsmålet om det er effekten av variabelen som forårsaker en gitt adferd, eller hvorvidt enkelte personer er mer tilbøyelige til å benytte, bruke eller på en annen måte la seg påvirke av variabelen, og dermed viser samme adferd.

Denne studien kan dermed ikke avgjøre hvorvidt det er lojalitetsprogrammet som gjør medlemmer av lojalitetsprogrammet mindre lønnsomme, eller hvorvidt det er karakteristikker ved populasjonen som velger å bli medlem av lojalitetsprogrammet

som gjør dem mindre lønnsomme, som høyere prissensitivitet eller at de mer aktivt søker rabatter. Den siste forklaringen virker svært sannsynlig ettersom mer prissensitive kunder trolig vil være mer tilbøyelige til å bli medlem av et lojalitetsprogram (Meyer-Waarden, 2007).

På den annen side vet vi at rabattene Æ-kundene mottar også vil trekke ned lønnsomheten. Følgelig kan begge forklaringene være riktige. Konklusjonen er at selvseleksjonsbias trekker koeffisienten til lojalitetsprogrammedlem mot null, følgelig at koeffisientenes signifikans trolig overvurderes i den empiriske analysen. Dette kunne vært løst ved å korrigere for individsfaste effekter i analysen. Som nevnt tidligere i kapittel 4.3 er ikke dette mulig å gjøre som følge av det utleverte datasettet og variablene som er av interesse, ettersom kundene må observeres før og etter innmelding i programmet for å estimere individsfaste effekter.

Når vi på den andre siden undersøker kundenes lojalitet, vil enkelte kunder være mer lojale mot enkelte kjeder av forskjellige grunner. Denne lojaliteten kan være til stede før kunden blir medlem av et lojalitetsprogram. Dersom kunder som allerede er lojale velger å bli medlem av lojalitetsprogrammet, er dette et eksempel på selvseleksjon. Fordelingen av kunder i programmet er følgelig ikke tilfeldig, da en kundegruppe er mer tilbøyelige til å delta. En beslutningstaker må følgelig være bevisst på at økt lojalitet som følge av at en innfører lojalitetsprogram ikke nødvendigvis er et tegn på programmets effekt dersom selvseleksjon ikke hensyntas.

Lojalitetsprogrammer kan derimot fortsatt ha en effekt, og tidligere nevnt forskning utført av Leenheer et al. (2007) finner økt lojalitet når selvseleksjon hensyntas i dagligvaren. Det krever følgelig bedre registrering og økt sporbarhet av kunder før de blir medlemmer for å korrigere for denne effekten.

Selvseleksjonsbiasets effekt på variabelen lojalitetsprogrammedlem når det gjelder lojalitet er følgelig uklar. Teori om selvseleksjon tilsier at kundene som allerede er lojale og fatter interesse for Rema vil være mer tilbøyelige til å melde seg inn i Æ enn andre kunder og at effekten av lojalitetsprogrammet følgelig skal være redusert, eller null. Leenheer et al. (2007) har imidlertid funnet at medlemskap i lojalitetsprogrammer også fører til økt lojalitet hos disse kundene.

5.3.2 Utelatte variabler

5.3.2.1 Uobserverbar heterogenitet

Det er en rekke definerende karakteristika ved individene i datasettet vi ikke kan observere, som for eksempel inntekt, alder, kjønn, bosted og lignende. Det er derfor uobserverbar heterogenitet i datasettet. Dette kan, som nevnt tidligere, føre til et utelatt variabel-problem, som kan påvirke estimatene av de ulike koeffisientene i regresjonsligningene.

Dette kan, som nevnt tidligere, løses med en fast effekt tilnærming. Det er imidlertid knyttet problemer til utvalget av kunder som ikke er medlem av Æ. Vi kan derimot ikke observere kunder som blir Æ-medlemmer i løpet av tidsperioden, eller Æ-kunders adferd før de ble medlemmer. Vi kan dermed ikke si noe om hvorvidt det er lojalitetsprogrammet som er den kausale effekten i forskjellen mellom de to gruppene, eller om det er to fundamentalt forskjellige grupper. Leenheer et al. (2007) finner bevis for at lojalitetsprogrammer kan bidra til økt lønnsomhet hos medlemmer, men finner samtidig at det er fundamentale forskjeller mellom de to utvalgene som gjør lojalitetsmedlemmer mer lojale. Følgelig er det rimelig å anta at funnene våre til en viss grad kan tilegnes lojalitetsprogrammet, og ikke utelatende til selvseleksjon eller øvrige individsfaste preferanser.

5.3.3 Funnenes generaliserbarhet

Et kritisk moment ved utredningens funn og konklusjoner er hvorvidt funnene kan antas å gjelde dagligvarebransjen generelt, eller kun aktøren utredningen har fokus på.

Vedrørende lønnsomhet, argumenterer Foros et al. (2017) for at muligheten for individuell prising i dagligvarebransjen trolig fører til en fangenes-dilemma-situasjon blant aktørene i bransjen. De påpeker at denne situasjonen kan føre til mer aggressiv priskonkurranse og lavere lønnsomhet blant kjedene enn dersom ingen benytter seg av individuell prising. Dagligvareaktørenes lojalitetsprogram muliggjør og driver til en viss grad individuell prising. Følgelig kan dette antyde at funnene våre når det gjelder lojalitetsprogrammedlemmers lønnsomhet vil gjelde også for andre aktører i bransjen.

Når det kommer til lojalitet, antyder funn fra en masterutredning i tilknytning til FOOD-prosjektet ved Norges Handelshøyskole (Sogn og Skarbø, 2017) at Norgesgruppens lojalitetsprogram har en positiv, signifikant effekt på kundenes handlekurvstørrelse. Videre

finner denne utredningen at det å være medlem av lojalitetsprogrammet har en negativ, signifikant effekt på antall handleturer. Følgelig er denne utredningens funn i tråd med våre, som kan indikere at funnene er generaliserbare for bransjen.

Avslutningsvis finner Faramarzi og Chadoyan (2017) i sin masterutredning, tilknyttet FOOD-prosjektet ved Norges Handelshøyskole, at det at kunder ser eller benytter seg av rabattkuponger tilknyttet Norgesgruppens lojalitetsprogram har en positiv effekt på kundens omsetning hos Norgesgruppen. Det bør også påpekes at denne utredningen har benyttet et datasett der medlemmer av lojalitetsprogrammet observeres både før og etter de blir medlem, samt at kundene er tilegnet ulike adferdssegmenter. Følgelig er denne utredningens funn i tråd med våre, også når de har hatt mulighet til å korrigere for individsfaste effekter. Dette tyder på at vår utrednings funn kan generaliseres til bransjen.

6 Konklusjon og forslag til videre arbeid

6.1 Konklusjon

Utredningen søker å besvare følgende problemstilling:

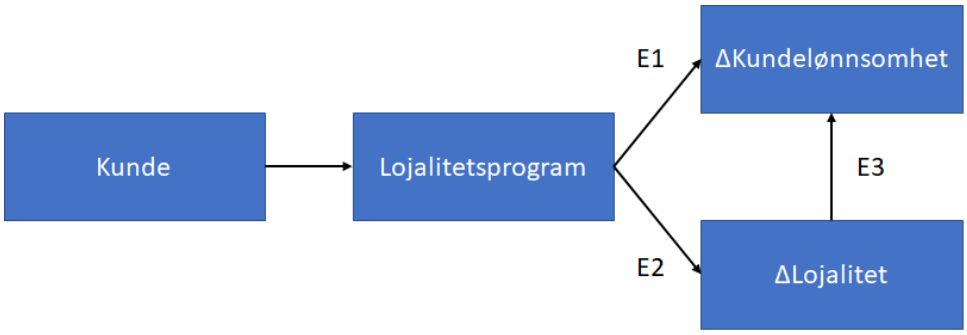
Er medlemmene av Rema 1000s lojalitetsprogram mer eller mindre lønnsomme og lojale enn ikke-medlemmer?

Utdypet ved tre forskningsspørsmål:

1. *Hvordan kan en dagligvarekjede definere kundelønnsomhet? (herunder kalkyle, og hvilken metode)*
2. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lønnsomme enn kunder som ikke er medlem?*
3. *Er kunder som er medlem av lojalitetsprogrammet mer eller mindre lojale enn kunder som ikke er medlem?*

Basert på litteratur om kalkyler og kostnadsfordeling, samt metoder for kundelønnsomhetsvurderinger, konkluderes det med at en ABC-kalkyle burde benyttes for kostnadsfordeling, og at kundenes livsløpsverdi kunne vært benyttet som lønnsomhetsmetode. Videre konkluderes det med at medlemmene av casebedriftens lojalitetsprogram er mindre lønnsomme sammenlignet med ikke-medlemmer, gitt de metodiske valgene. Når det gjelder lojalitet, handler medlemmene av lojalitetsprogrammet færre kurver, men har høyere omsetning enn andre kunder. Således vurderes de som mer lojale.

Når det kommer til sammenhengene i figur 6.1, viser funnene i denne utredningen at E1 er negativ, og at E2 er positiv. Effekten av E3 er usikker, spesielt med tanke på datamaterialets begrensninger når det kommer til å skille mellom ulike merkevarer og tilknyttede lønnsomhetsmarginer. Denne effekten korrigeres imidlertid delvis for i lønnsomhetsanalysene og estimeringen av E1, ved at kundenes handlemønster korrigeres for.



Figur 6.1: Illustrasjon av hypoteser rundt lojalitetsprogrammers effekter på kundelojalitet og -lønnsomhet

Utredningens bidrag hva gjelder kundelønnsomhet er å undersøke hvorvidt medlemmer av Remas lojalitetsprogram er mer eller mindre lønnsomme enn andre kunder. Utredningen utforsker om valg av tidsperiode lønnsomhet undersøkes over har betydning for konklusjonene som trekkes i historiske analyser av kundelønnsomhet i dagligvarebransjen. Vi finner at valg av tidsperiode ikke har betydning for inferens, og heller ikke for størrelsesorden til lønnsomhetsforskjellen mellom medlemmene og ikke-medlemmene.

Vårt bidrag når det kommer til undersøkelser av kundelojalitet er å utføre analyser basert på et objektivt datagrunnlag, og å vurdere lojalitetsprogrammets direkte effekt på kundelønnsomhet. Deler av den tidligere forskningen baserer seg på spørreskjema, som er usikre med henhold til pålitelighet, eller kortsiktige kampanjer hvor den langsiktige effekten er usikker. Datagrunnlaget til denne utredningen er basert på objektive maskindata, som bidrar til å redusere usikkerheten rundt estimatene av omsetning hos Rema, men har likevel mangler, som er drøftet i kapittel 5. Utover dette er tidligere forskning hovedsakelig utført tidlig på 2000-tallet og baserer seg på gamle datagrunnlag, som kan ha større problemer vedrørende registrering enn dagens systemer. Dette som følge av større presisjon i vareregistrering med mer utbredt bruk av strekkoder, samt tilknytning mot enkeltkunder. Avslutningsvis bidrar utredningen med å vise at det har lite å si, innenfor en tidsramme på et år, hvilken tidsperiode analysene baseres på, når kundelojalitet undersøkes.

Totalt bidrar utredningen med en ny vinkling av undersøkelsene av kundelojalitet. Tidligere forskning ser typisk isolert på lojalitetsprogrammers effekt på lojalitet, og antar at lojale kunder er mer lønnsomme. Funnene våre antyder at isolert sett er dagligvarekunder hos casebedriften mindre lønnsomme når de er medlem av lojalitetsprogrammet, som følge av at de benytter rabatter i større grad enn andre kunder. Følgelig vil det i et styringsperspektiv

trekkes oppmerksomhet mot at det å gi rabatter for å motivere til lojalitet, fordrer at kundenes omsetning øker med et visst nivå for å gjøre opp for prisreduksjonen.

6.2 Styringsmessige implikasjoner

Lojalitetsprogrammer er ikke et middel som automatisk gjør kunder mer lønnsomme eller mer lojale. Det fordrer at insentivprogrammet bedriften innfører skaper en faktisk endring i adferd, dersom økt omsetning er målet, som det er hos mange (Dorotic og Olsen, 2013). Denne adferden er vanskelig å observere uten å kontrollere for tidligere handlemønster. Sett i sammenheng med selvseleksjon, som ofte fører til at en overvurderer lojalitetsprogrammets bidrag til lojalitet, bør bedrifter være forsiktige med å tilby for lukrative rabatter.

Fordelene begrenser seg ikke kun til økt omsetning, og en bevisst tilnærming til markedsføring og behandling av kundedata kan gi bedriften fordeler. Det fremtidige potensialet fra lojalitetsprogrammer avhenger av hvor godt bedriftene klarer å utnytte slike data, og tilpasse sine tilbud i henhold til kunden.

6.3 Forslag til videre arbeid

For videre arbeid rundt lojalitetsprogrammer og kundelønnsomhet og kundelojalitet vil det være sentralt å kunne identifisere effekten av selvseleksjonsbias, og kontrollere for konkurransens effekt når det gjelder både lønnsomhet og lojalitet. Denne oppgaven kan ikke identifisere den kausale sammenhengen, altså om det utelukkende er lojalitetsprogrammet som gjør kundene mindre lønnsomme og mer lojale, eller hvorvidt det er underliggende egenskaper ved kundene som velger å bli medlem av lojalitetsprogrammet. Annen uobserverbar heterogenitet og følgende implikasjoner bør også undersøkes. Med tilgang på et datasett lignende det vi har fått utlevert, kan dette som diskutert tidligere delvis løses ved en individsfast effekt tilnærming der segmenter benyttes. Hva som er en hensiktsmessig segmentering bør også undersøkes. Eventuelt kan det løses med individsfaste effekter dersom datasettet tillater dette.

Når det kommer til kalkyle og metode for lønnsomhetsvurdering, er det interessant om videre arbeid kan undersøke hvorvidt en mer detaljert kostnadsfordeling gjennom en

hensiktsmessig kalkyle vil påvirke kundenes lønnsomhetsbilde. Videre er det interessant å se om andre metoder for lønnsomhetsvurdering vil gi innvirkning på dagligvareaktørens oppfattede verdi og lønnsomhet av kundene.

Avslutningsvis er det interessant å undersøke om de samme effektene av lojalitetsprogrammet gjelder over en lengre tidshorisont. Vår studie begrenses av at datasettet er basert på handler i kun 2019. Tidligere forskning indikerer at kundens adferd og lojalitet kan variere over større tidsperioder enn et år (Henderson et al., 2011; Liu, 2007).

Referanser

Aashagen, S. S. og Teigen, S. G. (2017). Kundelojalitetsprogrammer i det norske dagligvaremarkedet. Masteroppgave, Norges Handelshøyskole.

Bergem, O. og Sørlie, E. S. (2017). Effekten av lojalitetsdrivere når alle lavpriskjedene har kundelojalitetsprogram. Masteroppgave, Norges Handelshøyskole.

Berman, B. (2006). Developing an effective loyalty program. *California Management Review*, 49:123–148.

Bjørnenak, T. (2005). Zimmermanns argumenter for å fordele kostnader. *Magma*, 8(6):81–83.

Bjørnenak, T. (2013). Management accounting tools in banks: are banks without budgets more profitable? I Kaarbøe, K., Gooderham, P. og Nørreklit, H., red, *"Managing in Dynamic Business Environments: Between Control and Autonomy"*, side 51–68. Edward Elgar Publishing Limited, Cheltenham, UK.

Bjørnenak, T. (2019). *Strategiske lønnsomhetsanalyser*. Fagbokforlaget.

Bjørnenak, T. og Helgesen, Ø. (2016). Bidrar kundelønnsomhetsanalyser med ny informasjon? I *Produktion og styring - perspektiver på økonomistyring: Festskrift til Poul Israelsen*, side 243–257. Jurist- og Økonomforbundets forlag.

Blattberg, R. C., Kim, B. D. og Neslin, S. A. (2008). *Database Marketing: Analyzing and Managing Customers*. Springer.

Block, U. (2011). *ISOweek: Week of the year and weekday according to ISO 8601*. https://CRAN.R-project.org/package=ISOweek. Using an algorithm by Hatto von Hatzfeld. R package version 0.6-2.

Cokins, G. (2015). Measuring and Managing Customer Profitability. *Strategic Finance*, 96(9):23–29.

Coop Norge (2020a). *Coop Medlem*. Hentet 21. mai 2020 fra https://coop.no/medlem/.

Coop Norge (2020b). *Årsrapport Coop Norge 2018*. Hentet 18. juni 2020 fra https://coop.no/globalassets/om-coop/arsmeldinger/2019/coop-arsrapport-2019.pdf.

Coop Norge (u.d.). *Dette er Coop*. Hentet 22. januar 2020 fra https://coop.no/om-coop/virksomheten/dette-er-coop/.

Cooper, R. og Kaplan, R. S. (1988). Measure Costs Right: Make the Right Decisions. *Harvard Business Review*, 66(5):96–103.

Cooper, R. og Kaplan, R. S. (1998). *Design of Cost Management Systems*. Prentice Hall, 2. utgave.

Dahlum, S. (2018). validitet. I *Store norske leksikon*. Hentet 6. mars 2020 fra https://snl.no/validitet.

Demoulin, N. og Zidda, P. (2009). Drivers of Customers' Adoption and Adoption Timing of a New Loyalty Card in the Grocery Retail Market. *Journal of Retailing*, 85(3):391–405.

Dorotic, M., Bijmolt, T. og Verhoef, P. (2012). Loyalty Programmes: Current Knowledge and Research Directions. *International Journal of Management Reviews*, 14:217–237.

Dorotic, M. og Olsen, L. (2013). Hvordan kan bedrifter gjøre best nytte av kundelojalitetsprogrammer? *Magma*, 4:50–59.

Drèze, X. og Nunes, J. (2011). Recurring Goals and Learning: The Impact of Successful Reward Attainment on Purchase Behavior. *Journal of Marketing Research*, 48(2):268–281.

Faramarzi, Z. og Chadoyan, M. S. (2017). Revenue Management i daglivaremarkedet. Masteroppgave, Norges Handelshøyskole.

Filipe, S., Marques, S. og Salgueiro, M. (2017). Customers' relationship with their grocery store: Direct and moderating effects from store fromat and loyalty programs. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 37:78–88.

Foros, Ø., Kind, H. J. og Steen, F. (2017). Individuelle priser i dagligvaremarkedet. *Magma*, 4.

Foster, G., Gupta, M. og Sjoblom, L. (1996). Customer Profitability Analysis: Challenges and New Directions. *Journal of Cost Management*, 10(5).

Guilding, C. og McManus, L. (2002). The incidence, perceived merit and antecedents of customer accounting: an exploratory note. *Accounting, Organizations and Society*, 27:45–59.

Hallowell, R. (1996). The relationships of customer satisfaction, customer loyalty, and profitability: an empirical study. *International Journal of Service Industry Management*, 7(4):27–42.

Havelin, G. G., Helsem, A. E. R. og Helgesen, O. (2013). Bruk og nytte av kundelønnsomhetanalyser i store norske foretak. *Magma*, 4:38–49.

Helgesen, Ø. (2006a). Are loyal customers profitable? customer satisfaction, customer(action) loyalty and customer profitability at the individual level. *Journal of Marketing Management*, 22:245–266.

Helgesen, Ø. (2006b). Customer segments based on customer account profitability. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 14(3):225–237.

Helgesen, Ø. (2007). Customer accounting and customer profitability analysis for the order handling industry - a managerial accounting approach. *Industrial Marketing Management*, 36:757–769.

Helgesen, Ø., Sandanger, H. M. og Sandbekk, J. (2018). Do customer profitability analyses pay? A survey of large Norwegian companies. *International Journal of Managerial and Financial Accounting*, 10(4):352–377.

Henderson, C., Beck, J. og Palmatier, R. (2011). Review of the theoretical underpinnings of loyalty programs. *Journal of Consumer Psychology*, 21:256–276.

Hill, K. (2012). *How Target Figured Out A Teen Girl Was Pregnant Before Her Father Did*. *Forbes* Hentet 22. mai 2020 fra https://www.forbes.com/sites/kashmirhill/

2012/02/16/how-target-figured-out-a-teen-girl-was-pregnant-before-her-father-did/#5cf9b27d6668.

Hilsen, H. O. og Hundsnes, T. (2018). Fra kundedata til forretningsverdi. *Magma*, 6-2018.

Hoff, K. G. (2013). *BED011 Driftsregnskap og budsjettering.* Universitetsforlaget, 6. utgave.

Holm, M., Kumar, V. og Plenborg, T. (2016). An investigation of customer accounting systems as a source ofsustainable competitive advantage. *Advances in Accounting, incorporating Advances in International Accounting*, 32:18–30.

Holm, M., Kumar, V. og Rohde, C. (2012). Measuring customer profitability in complex environments: an interdisciplinary contingency framework. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40:387–401.

Jacobsen, D. I. (2005). *Hvordan gjennomføre undersøkelser? - Innføring i samfunnsvitenskapelig metode.* Høyskoleforlaget, 2 utgave.

Kaplan, R. S. og Anderson, S. R. (2004). Time-Driven Activity-Based Costing. *Harvard Business Review*, 2004(11):131–138.

Keller, G. (2014). *Statistics for management and economics.* Cengage Learning, 10 utgave.

Konkurransetilsynet (2019a). Forskjeller i innkjøpspriser. Hentet 13. februar 2020 fra https://konkurransetilsynet.no/24368/.

Konkurransetilsynet (2019b). Kartlegging av innkjøpsbetingelser i norsk dagligvaresektor. Hentet 12. februar 2020 fra https://konkurransetilsynet.no/wp-content/uploads/2019/11/Rapport-om-innkj%C3%B8psbetingelser_2019.pdf.

Kumar, V. (2018). A theory of customer valuation: Concepts, metrics, strategy, and implementation. *Journal of Marketing*, 82:1–19.

Labro, E. (2007). Analytics of costing system design. I Bhimani, A. (red.), *Contemporary Issues in Management Accounting* sider 217-242. Oxford University Press.

Lal, R. og Bell, D. (2003). The Impact of Frequent Shopper Programs in Grocery Retailing. *Quantitative Marketing and Economics*, 1(2):179–202.

Leenheer, J. og Bijmolt, T. (2008). Which retailers adopt a loyalty program? An empirical study. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 15(6):429–442.

Leenheer, J., van Heerde, H. J., Bijmolt, T. H. A. og Smidts, A. (2007). Do loyalty programs really enhance behavioral loyalty? An empirical analysis accounting for self-selecting members. *International Journal of Research in Marketing*, 24:31–47.

Liu, Y. (2007). The Long-Term Impact of Loyalty Programs on Consumer Purchase Behavior and Loyalty. *Journal of Marketing*, 71(4):19–35.

Liu, Y. og Yang, R. (2009). Competing Loyalty Programs: Impact of Market Saturation, Market Share, and Category Expandability. *Journal of Marketing*, 73(1):93–108.

Meyer-Waarden, L. (2007). The effects of loyalty programs on customer lifetime duration and share of wallet. *Journal of Retailing*, 83(2):223–236.

Meyer-Waarden, L. og Benavent, C. (2006). The Impact of Loyalty Programmes on Repeat Purchase Behaviour. *Journal of Marketing Management*, 22(1-2):61–88.

Meyer-Waarden, L. og Benavent, C. (2009). Grocery retail loyalty program effects: self-selection or purchase behavior change? *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(3):345–358.

Mägi, A. (2003). Share of wallet in retailing: The effects of customer satisfaction, loyalty cards and shopper characteristics. *Journal of Retailing*, 79(2):97–106.

Nielsen (2019). *Nielsens kvartalsrapport for dagligvaremarkedet Q3 2019*. Hentet 16. januar 2020 fra https://www.nielsen.com/no/no/insights/article/2019/nielsen-kvartalsrapport-for-dagligvaremarkedet-q3-2019/.

Norgesgruppen (2001). *Årsrapport 2000 for NorgesGruppen*. Hentet 5. februar 2020 fra https://www.norgesgruppen.no/globalassets/finansiell-informasjon/rapporter/eldre/arsrapport-2000.pdf.

Norgesgruppen (2019). *Årsregnskap 2019 for NorgesGruppen*. Hentet 18. juni 2020 fra https://www.norgesgruppen.no/globalassets/finansiell-informasjon/arsregnskap-2019.pdf.

Nunes, J. og Drèze, X. (2006a). The Endowed Progress Effect: How Artificial Advancement Increases Effort. *Journal of Consumer Research*, 32:504–512.

Nunes, J. og Drèze, X. (2006b). Your Loyalty Program Is Betraying You. *Harvard Business Review*, 84(4):124–131.

Oslo Economics (2017). *Etableringshindringer i Dagligvaresektoren: Rapport utarbeidet på oppdrag av nærings- og fiskeridepartementet*. Hentet 22. januar fra https://osloeconomics.no/wp-content/uploads/Etableringshindringer-i-dagligvaresektoren_ref2.pdf.

Pfeifer, P., Haskins, M. og Conroy, R. (2005). Customer Lifetime Value, Customer Profitability, and the Treatment of Acquisition Spending. *Journal of Managerial Issues*, 17(1):11–25.

Porter, M. (1979). How Competitive Forces Shape Strategy. *Harvard Business Review*, 57(2):137–145.

R Core Team (2018). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.

Reitangruppen (2008). *Reitangruppen Årsrapport 2008*. Hentet 5. februar 2020 fra https://www.reitangruppen.no/wp-content/uploads/2015/01/Reitangruppen_aarsrapport_2008.pdf.

REMA 1000 (2019). *REMA 1000 Årsrapport 2018*. Hentet 20. januar 2020 fra https://www.reitangruppen.no/wp-content/uploads/2014/10/18-REMA-1000-%C3%85rsrapport-2018.pdf.

Rema 1000 (2020). *Æ - Rema 1000*. Hentet 21. mai 2020 fra https://www.rema.no/ae/.

Ruzeviciute, R. og Kamleitner, B. (2017). Attracting new customers to loyalty programs: The effectiveness of monetary versus nonmonetary loyalty programs. *Journal of Consumer Behaviour*, 16:113–124.

Saunders, M., Lewis, P. og Thornhill, A. (2016). *Research Methods for Business Students*. Pearson, 7. utgave.

Sharp, A. og Sharp, B. (1997). Loyalty programs and their impact on repeat-purchase loyalty patterns. *International Journal of Research in Marketing*, 13:473–486.

Sogn, B. og Skarbø, S. B. (2017). Effekten av lojalitetsprogram på norske forbrukere. Masteroppgave, Norges Handelshøyskole.

Steinhoff, L. og Palmatier, R. (2016). Understanding loyalty program effectiveness: managing targetand bystander effects. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44:88–107.

Strömsten, T. og Lind, J. (2006). When do firms use different types of customer accounting? *Journal of Business Research*, 59(12):1257–1266.

Taylor, G. og Neslin, S. (2005). The current and future sales impact of a retail frequency reward program. *Journal of Retailing*, 81(4):293–305.

Trumf (2020). *Fordeler*. Hentet 21. mai 2020 fra https://www.trumf.no/fordeler/.

Uncles, M. D. og Dowling, G. R. (1997). Do Customer Loyalty Programs Really Work? *Sloane Management Review*, 38:71–82.

Valvik, M. E. (2017a). Coop og Kiwi følger opp Æ - nå er det priskrig på frukt og grønt. *Aftenposten*. Hentet 20. januar 2020 fra https://www.aftenposten.no/okonomi/i/GRoAV/coop-og-kiwi-foelger-opp-ae-naa-er-det-priskrig-paa-frukt-og-groent.

Valvik, M. E. (2017b). Markedsekspertene er skeptiske: Frykter at Æ sender Rema inn i dødsspiral. *Aftenposten*. Hentet 20. januar 2020 fra https://www.aftenposten.no/okonomi/i/kV4BA/markedsekspertene-er-skeptiske-frykter-at-ae-sender-rema-inn-i-doedsspiral.

Van Heerde, H. og Bijmolt, T. (2005). Decomposing the Promotional Revenue Bump for Loyalty Program Members versus Nonmembers. *Journal of Marketing Research*, 42(4):443–457.

Virke (2019). *Dagligvarehandelen 2019-2020*. Hentet 20. januar 2020 fra https://www.virke.no/Statistikk-Rapporter/dagligvarehandelen-2019-2020/.

Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory Econometrics*. Cengage Learning, 6 utgave.

Zimmermann, J. L. (1979). The Costs and Benefits of Cost Allocations. *The Accounting Review*, 54(3):504–521.

Appendiks

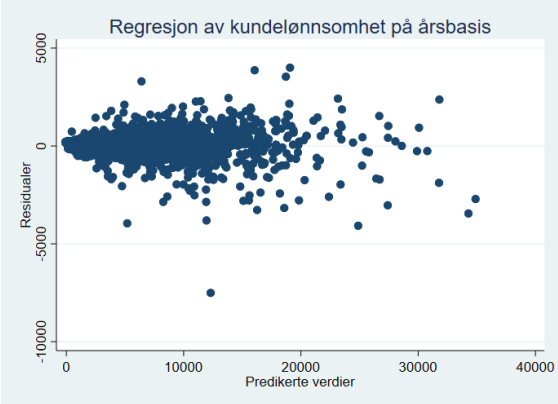
A1 Beskrivelse av kolonner i datasett

Kolonnenavn	Beskrivelse
BasketID	Unik identifikator for handlekurver
BusinessUnitID	Unik identifikator for butikk
EndDateTime	Sluttidspunkt for handlekurven
EndDate	Sluttdato for handlekurven
LoyaltyAccountProgramIDName	Identifikator for kundelojalitetsprogram
BasketPaymentType	Identifikator for betalingsmåte
CustomerID/PseudonymisertID	Pseudonymisert unik identifikator for kunde
LoyaltyAccountCustomerID	Pseudonymisert identifikator for kunde i kundelojalitetsprogram
TotalTransactionNetAmount	Pris for handlekurven før merverdiavgift
TotalTransactionTaxAmount	Merverdiavgift av handlekurven
TotalTransactionPurchaseQuantity	Totalt antall varer i handlekurven
ItemSequenceNumber	Varens nummer i rekkefølge i handlekurven
POSItemID_RSID	RootSV varekode (identifikator for varen)
POSItemID_GTIN	GTIN varekode (identifikator for varen)
DescriptionLong	Varenavn
MerchandiseHierarchyGroup	Varens BO3-nummer
MerchandiseHierarchyDepartment	Varens BO1-nummer (avdelingskode)
SuggestedPrice	Varens pris før rabatt (hyllepris)
ExtendedAmount	Varens pris etter rabatt
Quantity	Mengde av varen (enheter eller vekt)
QuantityUnits	Standard mengde av varen (f. eks. 1 kg eller 1 enhet)
QuantityUnitOfMeasureCode	Beskrivelse av mengdemål (Kg/EA)
TaxAmount	Merverdiavgift for varen
TaxPercent	Merverdiavgift for varen i prosent
RecyclingAmount	Pant
ItemRetailPriceModifierSequenceNumber	Prisreduksjonens nummer i rekkefølgen for den gjeldende varen, tillater flere reduksjoner per vare.
ItemRetailPriceModifierAmountAction	Type prisendring (subtract, add)
ItemRetailPriceModifierAmount	Beløp for prisendring (absoluttverdi)
ItemRetailPriceModifierPercentAction	Type prosentvis prisendring (subtract, add)
ItemRetailPriceModifierPercent	Prosentvis prisendring (absoluttverdi)
ItemRetailPriceModifierSubPromotionID	Identifikator for kampanje
ItemRetailPriceModifierPromotionID	Identifikator for kampanje
ItemRetailPriceModifierType	Identifikator for prisendringstype

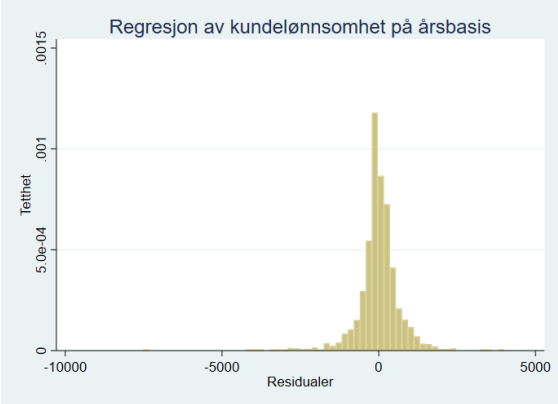
Tabell A1.1: Beskrivelse av kolonner i datasett

A2 Diagnoseplotter for regresjoner - residualer

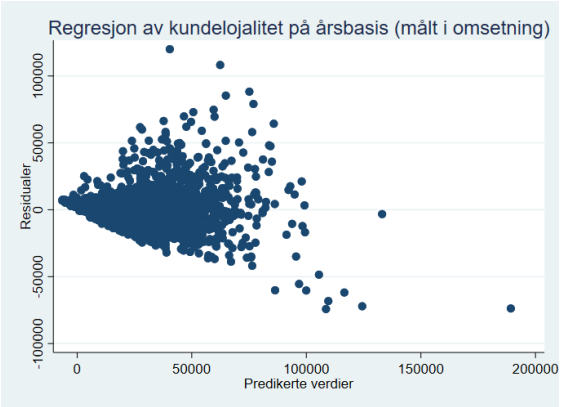
Regresjoner på årsbasis



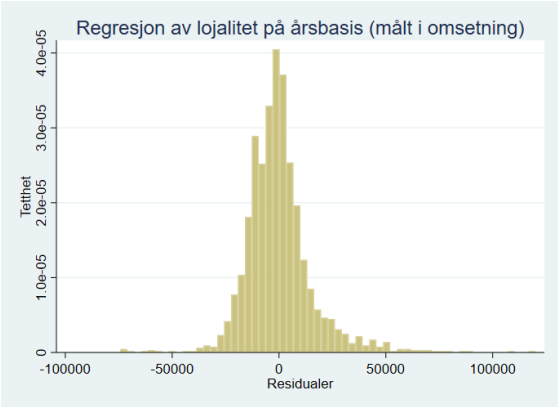
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet



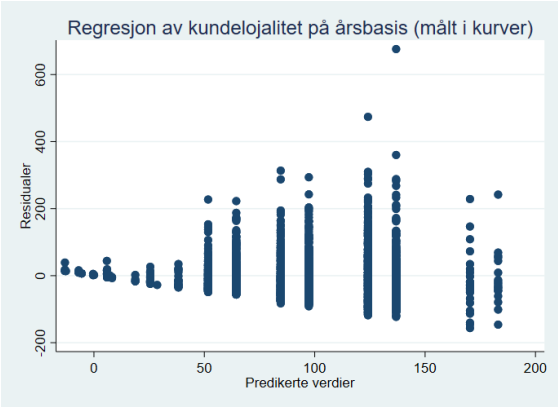
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet



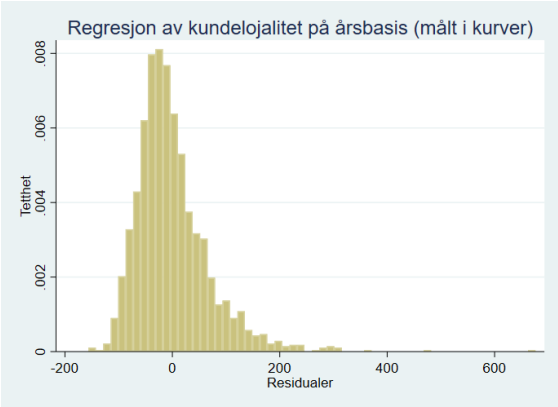
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning



(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning



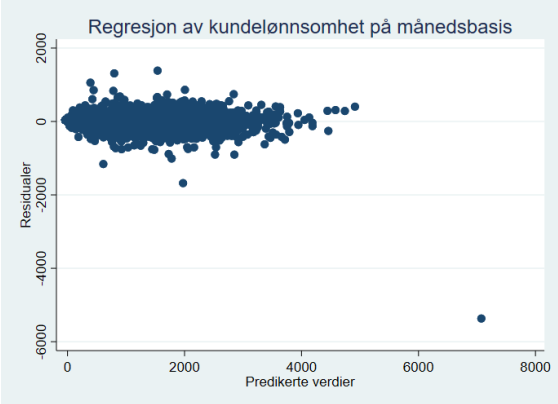
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver



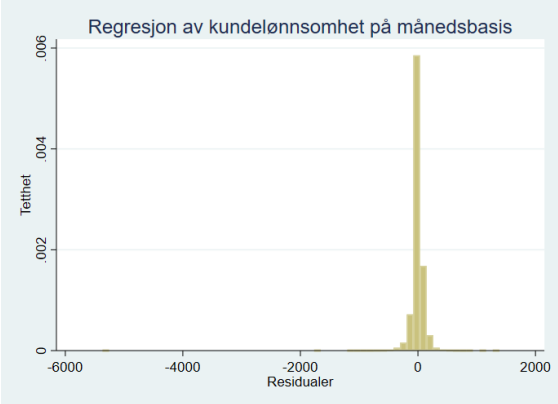
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver

Figur A2.1: Diagnoseplots for år

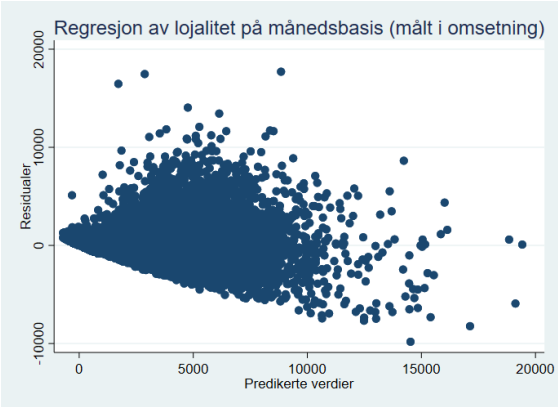
Regresjoner på månedsbasis



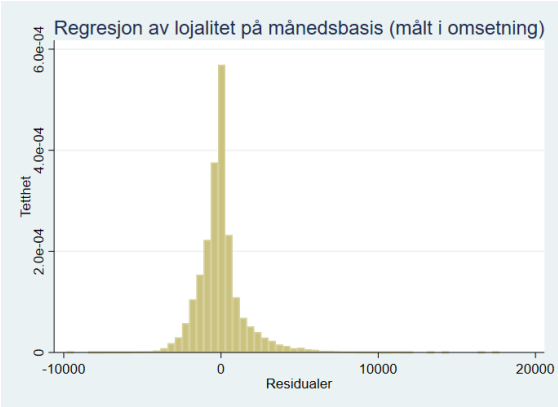
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet



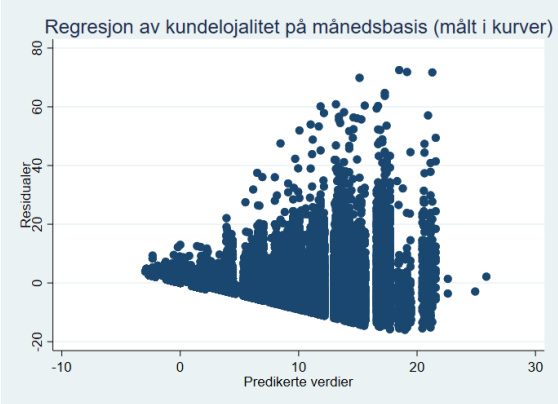
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet



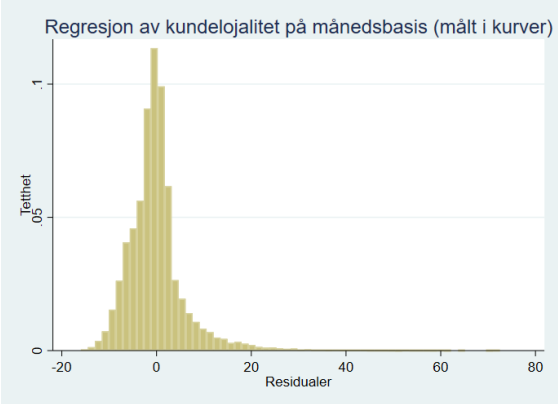
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning



(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning



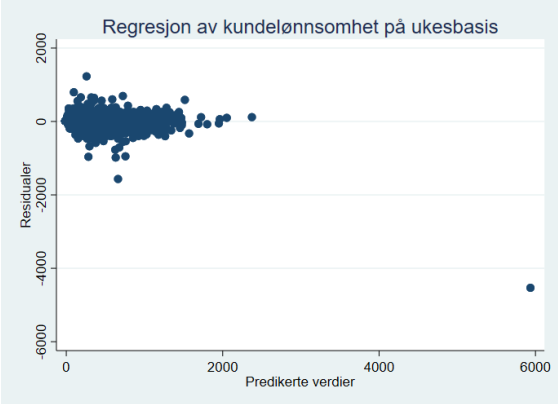
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver



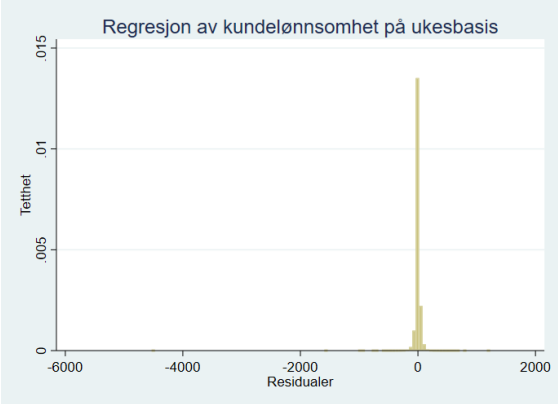
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver

Figur A2.2: Diagnoseplots for måned

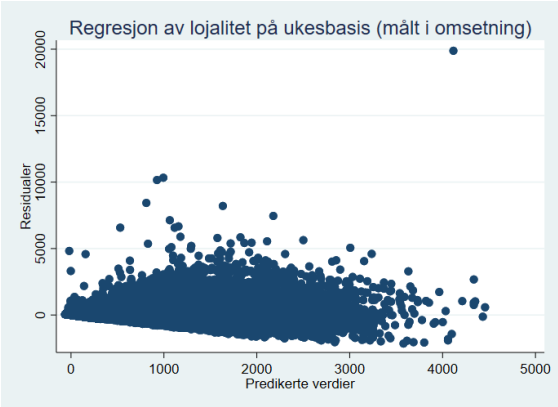
Regresjoner på ukesbasis



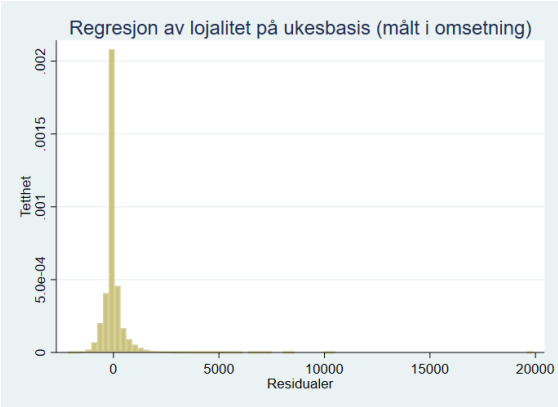
(a) Residualer mot predikert verdier, kundelønnsomhet



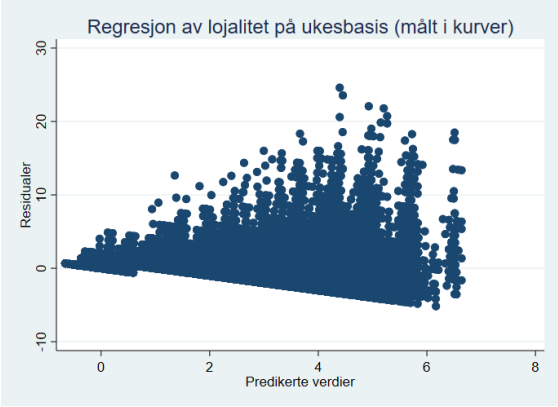
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet



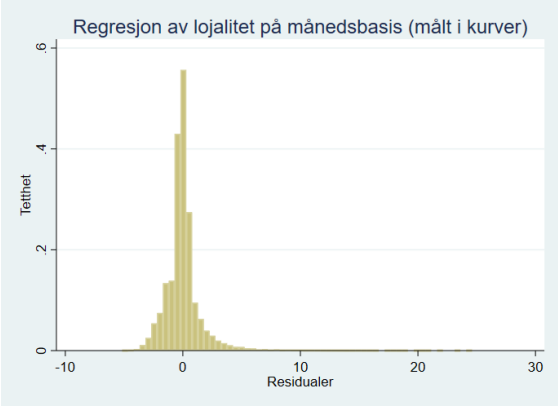
(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning



(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning



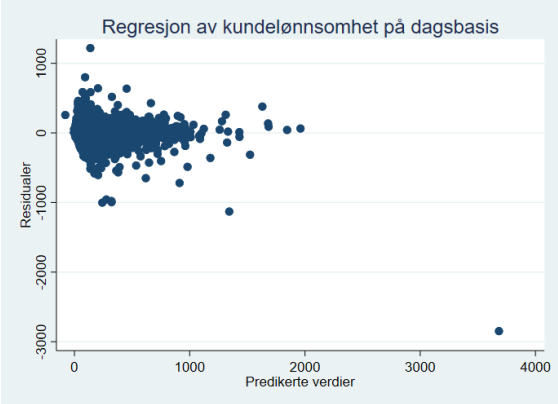
(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver



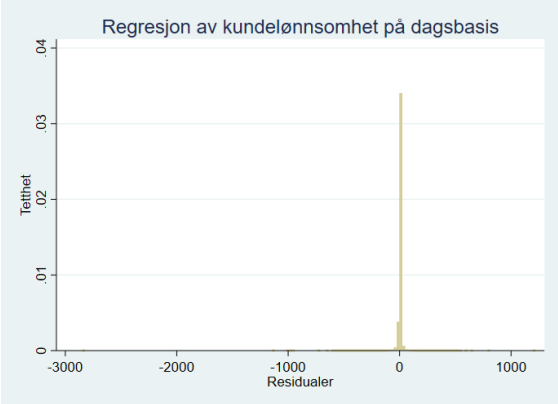
(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver

Figur A2.3: Diagnoseplots for uke

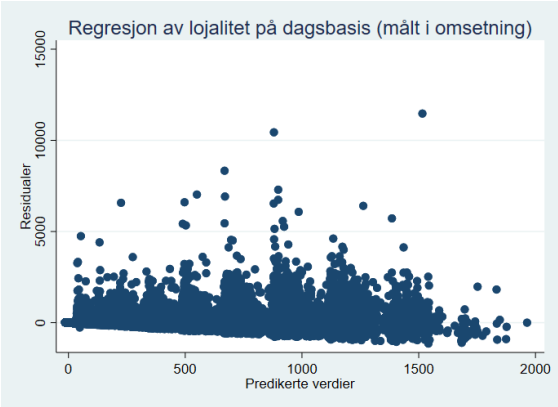
Regresjoner på dagsbasis



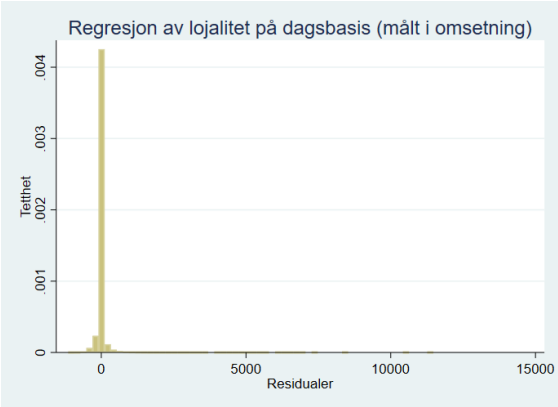
(a) Residualer mot predikerte verdier, kundelønnsomhet



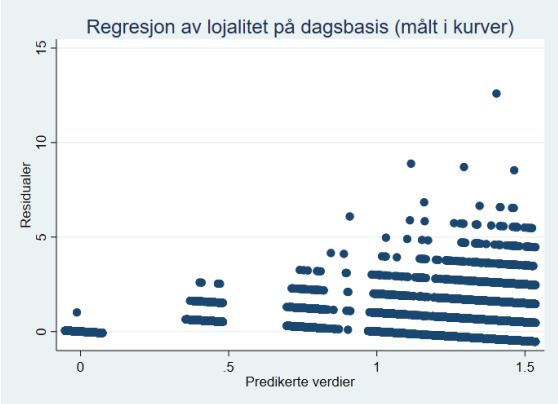
(b) Histogram av residualer, kundelønnsomhet



(c) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i omsetning



(d) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i omsetning



(e) Residualer mot predikerte verdier, kundelojalitet målt i kurver

(f) Histogram av residualer, kundelojalitet målt i kurver

Figur A2.4: Diagnoseplots for dag