



Effekter av databar på salg og svinn

En empirisk studie av tiltaket databar på ulike kjøttprodukter i Kiwi

Torje Osaland og Andreas Pedersen

Veiledere: Frode Steen og Simen Aardal Ulsaker

Utredning innen masterstudiet 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 inntar ansvar for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommet eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

I Sammendrag

Denne masterutredningen ønsker å analysere hva slags effekter tiltaket databar har på salg og svinn i Kiwi. Databar er en ny type strekkode der man kan lagre mye mer informasjon enn tidligere. Deriblant lagres det informasjon om når produkter går ut på dato. Av den grunn bør databar dermed kunne hjelpe med å redusere matsvinn, samt potensielt øke salget.

Vi har analysert to datasett med ukentlige observasjoner fra NorgesGruppen. Det ene datasettet består av transaksjonsdata fra Kiwi i perioden 01.01.2019 til 03.07.2022. Det andre datasettet består av svinndata i samme periode.

Oppgaven benytter teori om dynamisk prising, prisdiskriminering og revenue management for å analysere resultatene. Med utgangspunkt i nevnt teori forventer vi i utgangspunktet en positiv effekt på både salg og svinn.

Det har blitt utarbeidet fem difference-in-differences-modeller for å analysere tiltakets effekt. Disse fem modellene baserer seg på tiltakets effekt på kvantum solgt, salgspris, bruttosalg, brekkasje og nedprising. Resultatene viser en [REDACTED] i kvantum solgt og en [REDACTED]. Som en konsekvens av dette gir dette en [REDACTED]. Tiltaket har en [REDACTED] på brekkasje, [REDACTED] av produktene med innført tiltak. Videre ser man en [REDACTED] i nedprising på [REDACTED] noe som impliserer at man får solgt [REDACTED] flere varer til fullpris. Basert på prosentandelene er det utarbeidet et estimat som tilsier en [REDACTED] i bruttofortjeneste. Resultatene bør dog, grunnet utfordringer knyttet til de mottatte datasettene, tolkes med varsomhet.

II Forord

Denne masterutredningen er en avsluttende del av masterstudiet i økonomi og administrasjon ved Norges Handelshøyskole. Utredningen er skrevet med utgangspunkt i hovedprofilen Økonomisk Styring og har et omfang på 30 studiepoeng. Oppgaven er skrevet som en del av et samarbeidsprosjekt med NorgesGruppen. Formålet med oppgaven er å besvare hvilke effekter tiltaket databar har for Kiwi.

Vi ønsker å takke våre veiledere Frode Steen og Simen Aardal Ulsaker for god hjelp og god veiledning gjennom arbeidet. Videre ønsker vi å takke NorgesGruppen for samarbeidet og tilgangen på relevant data. Til slutt ønsker vi å takke venner og familie for god støtte og tålmodighet gjennom arbeidet.

Arbeidet har vært utfordrende, men også spennende og lærerikt. Vi håper at utredningen bidrar med innsikt, samt at den inspirerer til videre forskning på området.

Innhold

I SAMMENDRAG	2
II FORORD	3
1. INNLEDNING	9
1.1 BAKGRUNN FOR UTREDNING	9
1.2 PROBLEMSTILLING OG FORSKNINGSSPØRSMÅL	10
1.3 STRUKTUR.....	10
2. DAGLIGVAREMARKEDET	11
2.1 HISTORISK.....	11
2.2 DAGENS AKTØRER.....	11
2.3 KONKURRANSESITUASJONEN	12
2.4 TRENDER I DAGLIGVAREBRANSJEN	14
3. SVINN, NGFLYT OG DATABAR	15
3.1 HVORFOR MATSVINN FOREKOMMER	15
3.2 MATSVINN I DAGLIGVAREBRANSJEN	16
3.3 BRANSJEAVTALE OM REDUKSJON AV MATSVINN	18
3.4 NGFLYT OG DATABAR.....	18
3.4.1 NGFLYT.....	19
3.4.2 Databar	19
3.4.3 NGFLYT og databar i kjøleavdeling	20
4. TEORI	22
4.1 DYNAMISK PRISING	22
4.1.1 Nedprising	23
4.2 PRISDISKRIMINERING	24

4.2.1	<i>Førstegrads prisdiskriminering</i>	25
4.2.2	<i>Andregrads prisdiskriminering</i>	25
4.2.3	<i>Tredjegrads prisdiskriminering</i>	26
4.3	REVENUE MANAGEMENT.....	26
4.3.1	<i>Revenue management og databarprodukter</i>	27
5.	DATAMATERIALE	28
5.1	PRESENTASJON AV DATASETTENE	28
5.2	SALGSDATA	28
5.2.1	<i>Generering av ny variabel for mengde</i>	29
5.2.2	<i>Generering av nye variabler</i>	29
5.2.3	<i>Fjerne støy</i>	30
5.3	SVINNDATA.....	32
5.3.1	<i>Generering av nye variabel for mengde</i>	32
5.3.2	<i>Generering av nye variabler</i>	33
5.3.3	<i>Fjerne støy</i>	33
6.	METODE	35
6.1	FORSKNINGSDESIGN.....	35
6.2	PANELDATA	36
6.3	DIFFERENCE-IN-DIFFERENCES	36
6.3.1	<i>Forutsetninger for DiD</i>	37
6.3.2	<i>Parallelle trender i salgsdataen</i>	38
6.3.3	<i>Parallelle trender i svinndataen</i>	39
6.3.4	<i>Hendelsesstudie</i>	40

6.4	AUTOKORRELASJON OG HETEROSKEDASTISITET	40
6.5	HYPOTESER	41
6.5.1	<i>Hypoteser salgsdata</i>	42
6.5.2	<i>Hypoteser svinndata</i>	43
6.6	EMPIRISKE MODELLER	44
6.6.1	<i>Den generelle modellen</i>	44
6.7	RELABILITET OG VALIDITET	46
7.	ANALYSE OG RESULTATER	48
7.1	DESKRIPTIV STATISTIKK	48
7.1.1	<i>Utvikling i salgsdata</i>	48
7.1.2	<i>Utvikling i svinndata</i>	49
7.1.3	<i>Oversikt databar</i>	50
7.2	RESULTATER SALGSDATA	51
7.2.1	<i>Resultat kvantum</i>	52
7.2.2	<i>Diskusjon kvantum</i>	52
7.2.3	<i>Resultat salgspris</i>	54
7.2.4	<i>Diskusjon salgspris</i>	54
7.2.5	<i>Resultat bruttosalg</i>	55
7.2.6	<i>Diskusjon bruttosalg</i>	55
7.3	RESULTATER SVINNDATA	56
7.3.1	<i>Resultat brekkasje</i>	56
7.3.2	<i>Diskusjon brekkasje</i>	56
7.3.3	<i>Resultat nedprising</i>	57

7.3.4	<i>Diskusjon nedprising</i>	57
7.4	TOTALT ESTIMAT	58
7.5	ESTIMATENES PÅLITELIGHET	61
7.5.1	<i>Tilfeldig innføring av databar på produktene</i>	61
7.5.2	<i>Salgsdata</i>	61
7.5.3	<i>Svinndata</i>	62
7.5.4	<i>Estimatet</i>	63
7.5.5	<i>Hendelsesstudie</i>	64
8.	BEGRENSNINGER OG VEIEN VIDERE	68
8.1	BEGRENSNINGER.....	68
8.2	VEIEN VIDERE	69
8.3	FORSLAG TIL VIDERE FORSKNING.....	69
9.	KONKLUSJON	71
10.	BIBLIOGRAFI	73
11.	APPENDIKS	79
11.1	APPENDIKS 1: BEGRUNNELSE AV METODE	79
11.2	APPENDIKS 2: OVERSIKT PRODUKTER MED DATABAR.....	80

Figurer

Figur 2-1 : Fordelingen av paraplykjedene i Norge	12
Figur 3-1 : Matvetts ressurspyramide fordelt på matsvinn og økonomisk tap.....	15
Figur 3-2 : Oversikt over matsvinn i Norge 2020	17
Figur 4-1 : Figurene illustrerer forskjellene på statisk prising og dynamisk prising.	22
Figur 5-1 : Normalfordeling av de avhengige variablene	30
Figur 6-1 : Illustrasjon av parallelle trender. δ viser effekten av tiltaket som blir analysert.	37
Figur 6-2 : Parallelle trender i kvantum, salgspris og bruttosalg	39
Figur 6-3 : Parallelle trender i brekkasje og nedprising	40
Figur 7-1 : Utviklingen av de avhengige variablene i salgsdata	49
Figur 7-2 : Utvikling av de avhengige variablene i svinndata	50
Figur 7-3 : Viser utviklingen av databarprodukter inkludert i analysen	51

Tabeller

Tabell 5-1 : Oversikt endringer i salgsdata	32
Tabell 5-2 : Oversikt endringer i svinndata.....	34
Tabell 6-1 : Modelloversikt.....	45
Tabell 7-1 : Resultater salgsdata	52
Tabell 7-2 : Resultater svinndata.....	56
Tabell 7-3 : Resultater hendelsesstudie salgsdata	64
Tabell 7-4 : Resultater hendelsesstudie svinndata.....	65
Tabell 11-1 : Oversikt produkter med databar i analysen	80

1. Innledning

Første kapittel vil ta for seg bakgrunnen for utredningen, presentere problemstillingen og legge frem oppgavens struktur.

1.1 Bakgrunn for utredning

Det er ikke å unngå at matsvinn er et stort problem i verden i dag. Ifølge Gustafsson et al. (2011) blir en tredjedel av all mat som blir produsert kastet. Dette fører til unødvendig sløsing av knappe ressurser og er dårlig for miljøet. Paradoksalt nok har nesten 200 millioner mennesker i verden ikke nok tilgang på mat (Leigland, 2022). Det er dermed sentralt å redusere matsvinnet.

I media er det press på dagligvarekjedene når det både kommer til pris og reduksjon av svinn (VG, 2021). Dagligvarebransjen i Norge stod i 2020 for om lag 17% av det totale matsvinnet (Stensgård, Prestrud, Callewaert, & Booto, 2021). Matsvinn er i utgangspunktet noe som i liten grad er ønskelig for butikkene, da dette påvirker både omdømme og marginer. I 2017 inngikk derfor matvarebransjen en avtale om å halvere matsvinnet innen 2030 (Matvett, 2021b). For å kunne oppnå dette er dagligvarebransjen avhengig av å utvikle seg. Bedre vareflyt, større oversikt og større grad av nedprising er tiltak som har blitt iverksatt (Krakk, 2022).

Utgangspunktet for denne utredningen er et av disse nye tiltakene, NorgesGruppens innføring av databar. Databar er en ny type strekkode innført på noen få kjøttprodukter, som inneholder mer informasjon enn standard strekkoder (Krakk, 2022). Blant disse inneholder databar informasjon om når produkter går ut på dato. Dette fører til at man til enhver tid vet hvor mange produkter som går ut på dato en gitt dag. Databar har dermed potensial til å gjøre det enklere å forhindre matsvinn og optimalisere salg. Selv om kjøttprodukter kun står for 3% av det totale svinnet i matbransjen, utgjør dette et årlig økonomisk tap på om lag 78 millioner (Matvett, 2021b). I en marginal bransje kan et slik tiltak dermed bidra til positive effekter i konkurransen om å vinne kunder.

Begrunnelsen for utredningen tar dermed utgangspunkt i det ovenfornevnte, der vi vil analysere om databar har de ønskede effektene for produktene. Videre har vi interesse for og

erfaring fra dagligvarebransjen, og tar dermed med oss verdifull innsikt som vi mener kan være positivt for oppgaven.

1.2 Problemstilling og forskningsspørsmål

Målet for utredningen er å svare på følgende problemstilling:

Hva er effektene ved innføring av databar på salg og svinn i Kiwi?

For å kunne besvare problemstillingen mer oversiktlig og strukturert er den delt inn i fem forskningsspørsmål:

- 1) *Hva er effekten av databar på kvantum solgt?*
- 2) *Hva er effekten av databar på salgspris?*
- 3) *Hva er effekten av databar på bruttosalg?*
- 4) *Hva er effekten av databar på brekkasje?*
- 5) *Hva er effekten av databar på nedprising?*

1.3 Struktur

Utredningen består av elleve kapitler. Det første kapitlet har tatt for seg for seg utredningens bakgrunn og problemstilling. Problemstillingen er knyttet til det norske dagligvaremarkedet, dermed blir det en kort forklaring av det norske dagligvaremarkedet i kapittel to. I utredningen er svinn sentralt, generell informasjon om svinn og svinn i dagligvaremarkedet blir dermed presentert i kapittel tre sammen med en introduksjon av databar og NGFLYT. Videre presenteres teoriene i kapittel fire. Teoriene vi har tatt utgangspunkt i, er dynamisk prising, prisdiskriminering og revenue management. Kapittel fem presenterer datasettene og bearbeidingene vi gjør for å utføre analysen. Metoden difference-in-differences er brukt i utredningen og tas opp sammen med blant annet hypotesene i kapittel seks. Resultatene og deres tolkning fremkommer i kapittel syv, før kapittel åtte diskuterer begrensinger i studien og veien videre. Konklusjonen kommer i kapittel ni. Kapittel ti og elleve er henholdsvis referanseliste og appendiks.

2. Dagligvaremarkedet

Dette kapitlet vil ta for seg det norske dagligvaremarkedet. En definering av aktørene og konkurransesituasjonen er viktig for forståelse av oppgaven og dermed også NorgesGruppens rolle.

2.1 Historisk

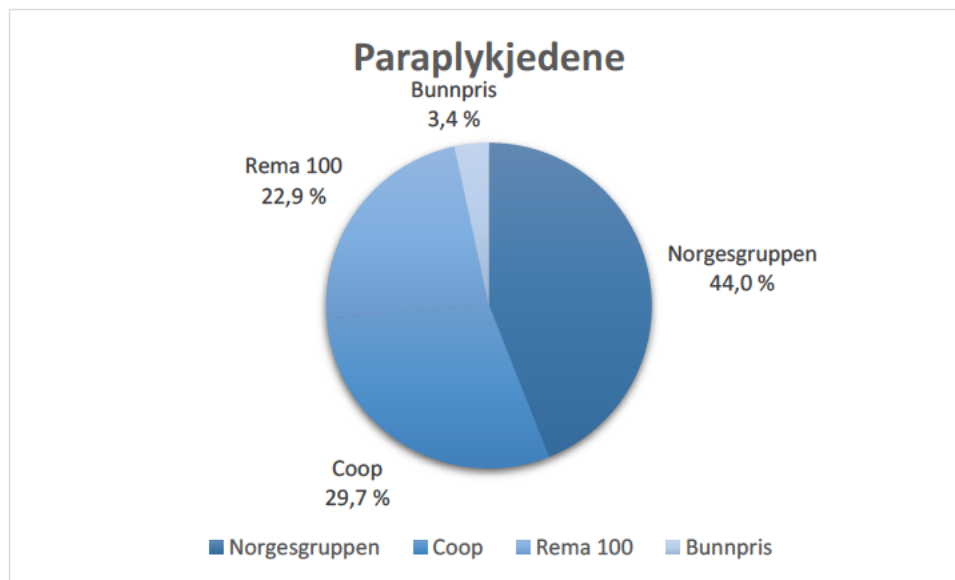
Dagligvaremarkedet i Norge har vært gjennom en revolusjon. Tidligere var det normalt med selvstendige kjøpmenn som drev egne butikker der man i stor grad var avhengig av hva nærmiljøet hadde å tilby, samt egne avtaler med grossister (Myrvang, Thue, & Ekberg, 2019). Grossistene hadde stor innflytelse på hva slags produkter detaljistene kunne få inn i butikkene og fungerte som bindeledd mellom produsentene og detaljistene (NOU, 2011). Grossistene bygget opp masse kunnskap og inngikk internasjonale avtaler med produsenter, noe som gjorde at de fikk stor forhandlingsmakt opp mot detaljistene. Posisjonen til detaljistene ble dermed gradvis svekket, og etableringer av kjedestrukturer ble mer normalt. I 1981 var 39% av dagligvarekjedene tilknyttet en kjede, mens dette utviklet seg til hele 96% allerede i 1992. I dag er dagligvarebransjen dominert av såkalte paraplykjeder, altså selskaper som eier flere konseptkjeder. Eksempelvis er Kiwi og Meny to konseptkjeder i paraplykjeden NorgesGruppen (Gripsrud & Furseth, 2002). Foruten NorgesGruppen er det to andre store paraplykjeder; Coop og Rema 1000. I tillegg har man Bunnpris som er betraktelig mindre¹

2.2 Dagens aktører

Paraplykjedene har i dag tilnærmet full dominans i dagligvaremarkedet i Norge (Nielsen, 2022). NorgesGruppen har en markedsandel på 44%, og er den dominerende paraplykjeden. Coop og Rema 1000 etterfølger med en markedsandel på henholdsvis 29,7% og 22,9%. De resterende 3,4% tilhører Bunnpris. Figur 2-1 viser markedsandelene til de nevnte kjedene. Bransjen består i sin helhet av 3858 butikker med en samlet omsetning på om lag 208

¹ Bunnpris har en avtale med NorgesGruppen og handler mange av produktene sine derfra (Valvik, 2018)

milliarder kroner. Den største porsjonen av omsetningen kommer fra lavpriskonseptene til paraplykjedene og står for 68,5% av omsetningen i bransjen. Av lavpriskjedene er det Rema 1000 som er den dominerende, tett etterfulgt av Kiwi. I tillegg til lavpris, finnes det tre andre segmenter: supermarked, nærbutikk og hypermarked. Netthandel har vokst mye siden korona, men står fortsatt for en marginal del av det totale markedet (Harnes, 2021). Nye tall viser at netthandelen står for rundt 1,7% av den totale omsetningen (Østebø, 2021).



Figur 2-1 : Fordelingen av paraplykjedene i Norge

2.3 Konkurransesituasjonen

På grunn av de få paraplykjedene defineres det norske dagligvaremarkedet som et oligopol (Wifstad, Jenssen, Eide, Grunfeld, & Skoglig, 2018). Man er dermed i stadig frykt for konkurransesituasjonen i bransjen. Dette skyldes blant annet betydelige etableringshinder som gjør det vanskelig for utenlandske aktører å etablere seg. Flere av etableringshindrene bunner i proteksjonistisk politikk som skal beskytte norske bønder og sikre norsk matforsyning (NOU, 2011). I tillegg har de etablerte paraplykjedene stor markedsrett. Lidl og ICA er eksempler på utenlandske aktører som tidligere har forsøkt å etablere seg, men som har trukket seg ut grunnet manglende lønnsomhet (Foros & Kind, 2019).

Rapporter fra blant annet Menon Economics (2018) og Meyer og Norman (2019) vurderer om aktørene i dagligvaremarkedet har lyktes med konkurransedempende samarbeid. Rapportene

konkluderer med at konkurransesituasjonen i Norge ikke er preget av få aktører og at det har vært lite endringer i dagligvarebransjen de siste ti årene. Et argument er at dagligvarebutikkene også konkurrerer mot andre aktører grunnet økende bransjegliding. Eksempler er kioskvirksomhet, bensinstasjoner og billigbutikker som Normal og Europris. I tillegg er de norske forbrukerne i liten grad lojale til en kjede, men i større grad lojale til merkevarer som Freia Melkesjokolade og Stabburet Leverpostei. Rapportene konkluderer med at kombinasjonen av de nevnte faktorene gjør at det blir nødvendig med sterk priskonkurranse på detaljistnivå.

Ved hjelp av Herfindahl-Hirschman-indeksen (HHI) finner man konsentrasjonen i en bransje (Lu, Qiao, & Chang, 2017). Konsentrasjonen er tett linket opp mot konkurransegrad, da en høy konsentrasjon isolert sett kan være med å svekke konkurransen. I henhold til rapporten fra NOU (2011) er et marked sterkt konsentrert dersom indeksen viser over 2000. HHI er kalkulert på denne måten:

$$HHI = \sum_{i=1}^N s_i^2$$

Hvor S er prosentandelen til den i -ende bedriften. HHI kan dermed beregnes for det norske dagligvaremarkedet:

$$HHI = 44^2 + 29,7^2 + 22,9^2 + 3,4^2 = 3354$$

Utrekningen tilsier at det norske markedet er konsentrert og at det dermed kan være fare for konkurransesituasjonen. Dette underbygges av Konkurransetilsynets rapport (2009) som viser at HHI har vært økende i dagligvaremarkedet over lengre tid. Rapporten peker på at det er sterk konsentrasjon på detaljist- og grossistnivå og at etableringshindrene dermed må senkes. Videre nevnes det at konkurranse bør fremlegges som noe positivt. Tall fra NHO (2021) viser at antall butikker i Norge har forholdt seg stabilt de siste seks årene, i tillegg til at man ikke har fått inn noen nye store aktører. Man kan dermed stille spørsmål om konkurransesituasjonen har bedret seg, da dette temaet fortsatt kommer opp med jevne mellomrom.

2.4 Trender i dagligvarebransjen

Forbrukerne har de siste årene blitt mer prisbevisste (Meny, 2021). Dette ser man igjen i omsetningsutviklingen i lavpriskonsepter som har økt fra 54,9% i 2011 til 68,5% i 2021 (Nielsen, 2022; Pettersen, 2013). Som en konsekvens av dette er det hard konkurranse mellom de tre store lavpriskjedene i Norge. Ut fra VGs matbørs ser man at kjedene ofte kun er få prosentpoeng fra hverandre, selv om det er snakk om en handlekurv på 3000 kroner (Kaalstad, et al., 2022). En av konsekvensene av dette er at kjedene har økt satsingen sin på egne merkevarer (EMV), samt at man gjerne har utradisjonelle forpakninger dersom man skal ha en kampanje (Fosse, 2020). EMV brukes ofte for å få ned kostnadene i kjedene, men også for å kunne differensiere seg fra konkurrentene. Noen frykter at dette går ut over mangfoldet i butikkene og den norske matproduksjonen da EMV ofte er importerte kopier av originale merkevarer. Samtidig mener kjedene at dette er nødvendig grunnet prispresset.

En annen trend blant forbrukerne er hva man faktisk spiser. Det har de siste årene vært en økende trend når det kommer til helse (Rema 1000, 2020). Rema 1000 rapporterer om økt salg innenfor frukt og grønt, men også fisk, sjømat og grove kornprodukter. Videre ser man en sterk økning i lansering av plantebaserte produkter for å dekke etterspørselen i markedet. Dette er en bevisst satsing av kjedene for å komme ledende ut av konkurransen om kundene. Man kan også se dette i sammenheng med kjedenes lojalitetsprogrammer der Rema 1000, Extra og Kiwi tilbyr henholdsvis 10%, 11% og 15% på frukt og grønt.

Det har i tillegg de siste årene vært økt søkelys på miljø (Meny, 2021). Selv om paraplykjedene har mye makt når det kommer til hva vi legger i handlekurven, er de nødt til å tilpasse seg trendene blant folk. Kjedene har utført ulike tiltak for å tilpasse seg, der blant annet å få ned andelen av plast har vært sentralt de siste årene (Rema 1000, 2020). Eksempelvis tilbyr Coop to kroner tilbake ved bruk av Coop handlenett dersom man har Coop medlemskap (Coop Norge, 2022). Videre tilbyr Kiwi å bytte deres gjenbrukbare handlenett så mange ganger man vil gratis (Nikolaisen, 2018). En annen faktor tett linket til miljø er matsvinn. Dette kommer vi tilbake til i neste kapittel.

3. Svinn, NGFLYT og databar

Dette delkapittelet skal først se på hvorfor matsvinn forekommer i verden. Deretter skal delkapittelet gjøre rede for matsvinn i dagligvarebransjen, før det presenteres en bransjeavtale om reduksjon av matsvinn. Til slutt vil en forklaring på NGFLYT og databar presenteres, i tillegg til deres mulige effekt på svinn.

3.1 Hvorfor matsvinn forekommer

«Matsvinn omfatter alle nyttbare deler av mat produsert for mennesker, men som enten kastes eller tas ut av matkjeden til andre formål enn menneskeføde, fra tidspunktet når dyr eller planter er slaktet eller høstet.» (Stensgård, Hanssen, & Møller, 2020)

Dette er definisjonen myndighetene og matbransjen bruker når de omtaler matsvinn. Det er viktig å skille mellom matsvinn som er spiselig og matsvinn som ikke er spiselig. Bein, kjerner og skall er eksempler på matsvinn som ikke er spiselig (Stensgård, Hanssen, & Møller, 2020). Ettersom vi i denne utredningen analyserer matsvinn knyttet til kjøttprodukter, vil det for noen av produktene være umulig å skille mellom matsvinn som er spiselig og matsvinn som ikke er det.

Definisjonen av matsvinn lar oss etablere en ressurspyramide. Figur 3-1 er en illustrasjon av ressurspyramiden etablert av Matvett (2020). Pyramiden viser at maten ikke blir klassifisert som matsvinn før den blir brukt som dyrefor. Økonomisk tap derimot oppstår med en gang en dagligvarebutikk reduserer prisen på en vare.



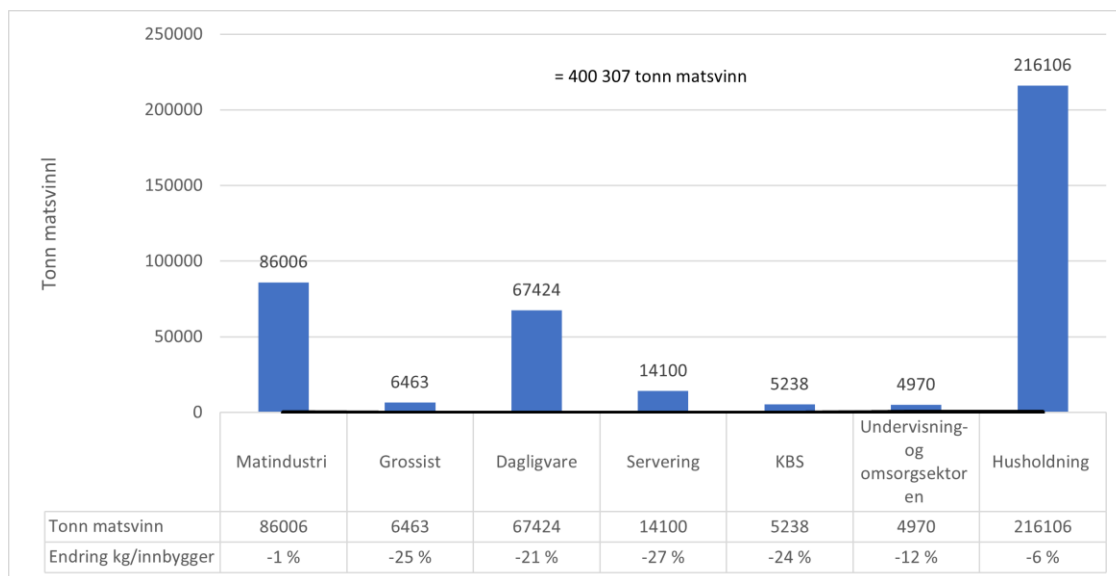
Figur 3-1 : Matvetts ressurspyramide fordelt på matsvinn og økonomisk tap

I verden forekommer matsvinn i hele verdikjeden, fra landbruk til forbruker (Gustavsson, Cederberg, Sonesson, van Otterdijk, & Meybeck, 2011). Nesten en tredjedel av all mat som produseres i verden blir kastet av ulike årsaker. Dette er paradoksalt når 193 millioner mennesker lider av alvorlig matmangel (Leigland, 2022). En rapport fra FAO (2011) forklarer at hvor i verdikjeden maten kastes, er avhengig av utviklingsnivået til landet. I medium- til høyinntektsland oppstår det meste av matsvinnet hos forbrukerne. Hovedårsaken til dette er rettet mot konsumentatferd og dårlig koordinering mellom aktørene i verdikjeden. Eksempler på dette knytter seg til at konsumentene ikke vil kjøpe varer som har lav kvalitet og varer som nærmer seg utløpsdato. En annen årsak er knyttet til en holdning der man ikke bryr seg om man kaster mat da de økonomiske konsekvensene er små.

I land med lav inntekt er det andre grunner til at matsvinn oppstår (Gustavsson, Cederberg, Sonesson, van Otterdijk, & Meybeck, 2011). Her er hovedårsakene knyttet til mangelfull teknologi og kunnskap. Manglende lagring, kjølesystemer og infrastruktur knyttet til transport fører til at man i disse landene kaster maten tidlig i verdikjeden. FAO (2011) estimerer at mengden matsvinn per person i Afrika og Sør-Øst-Asia er mellom 6-11kg/år. Til sammenligning er matsvinnet mellom 95-115kg/år i Europa og Nord-Amerika. Dette gir et bilde på hvor mye inntektsnivå, konsumentatferd og teknologi har å si for hvor mye mat som blir til svinn i verden.

3.2 Matsvinn i dagligvarebransjen

En rapport fra Matvett (2021) i samarbeid med Norsus viser at det totale matsvinnet i 2020 for de ulike verdikjedeledene var omtrent 400 000 tonn. Dette tilsvarer 75 kg matsvinn per innbygger og et økonomisk tap på over 20 milliarder. Figur 3-2 viser forholdet mellom de ulike verdikjedeledene.



Figur 3-2 : Oversikt over matsvinn i Norge 2020

Figur 3-2 viser at husholdninger står for over halvparten av matsvinnet, mens dagligvarebransjen står for omtrent 17% av det totale matsvinnet. Siden vår utredning handler om dagligvarebransjen, er det naturlig å gå i dybden på dagligvarebransjen og analysere hva dette svinnet består av.

Dagligvarebransjen har fra 2015 til 2020 redusert matsvinnet fra 82 350 tonn til 67 400 tonn (Stensgård, Prestrud, Callewaert, & Booto, 2021). Dette gir en reduksjon på omtrent 18%. Denne reduksjonen i matsvinnet har også redusert det økonomiske tapet over perioden. I 2015 var det økonomiske tapet til dagligvarebransjen 3,43 milliarder kroner, mens det i 2020 hadde blitt redusert til 2,53 milliarder. Dette er en nedgang på 26%.

Hovedårsaken til at matsvinnet har blitt redusert er på grunn av nedprising av varer som nærmer seg utløpsdato (Matvett, 2021a). Varegruppene med størst andel matsvinn var bakevarer med 42%, mens frukt og grønt hadde en andel på 34%. Når det gjelder kjøttvarer ligger andelen matsvinn på 3%, som tilsvarer om lag 76 millioner kroner i økonomisk tap. I en annen rapport fra Matvett (2022c) nevnes overbestilling, feilslått prognose, suboptimal plassering av produkter og varer med kort holdbarhet som årsaker til matsvinn. Rapporten nevner også en rekke relevante tiltak for å redusere matsvinn. Disse retter seg mot nedprising av varer, utvikling av datovarslingssystemer, markedsføring av nedprisede varer gjennom tilgjengelig digitale applikasjoner, løsninger for mer nøyaktige prognoser og forbedret vareflyt.

Selv om matsvinnet har blitt redusert ganske kraftig de siste fem årene er det fortsatt diskusjoner om at vi kaster for mye mat. Blant annet ønsker organisasjonen Framtiden i våre hender seg en matkastelov for å redusere matsvinn (Framtiden i våre hender, u.d.). Flere land i verden har laget matkastelover. I Frankrike må dagligvarebutikker samarbeide med veldedige organisasjoner, i Italia gir de matbedrifter med redusert svinn lavere avfallsavgift, mens Japan og California har innført lover mot matsvinn (VG, 2022). I Norge er en matkastelov til vurdering, men det har ikke blitt konkludert om hvordan den eventuelt skal innføres (Borch, 2022).

3.3 Bransjeavtale om reduksjon av matsvinn

I 2017 inngikk myndighetene og matbransjen en bransjeavtale om reduksjon av matsvinn (Matvett, 2021a). Norge har forpliktet seg til å følge et delmål i FNs bærekraftsmål der det globale matsvinnet skal halveres innen 2030. Formålet er å samarbeide om å fremme bedre utnyttelse av ressurser gjennom reduksjon av matsvinn i hele verdikjeden. For å nå hovedmålet er det lagt opp to delmål. Innen 2020 skal matsvinnet være redusert med 15%, mens innen 2025 skal det være en 30% reduksjon i matsvinnet.

Matvett kommer årlig ut med rapporter som oppsummerer hvordan matsvinnåret her vært (Matvett, 2022a). I 2021 var matsvinnet fortsatt på vei ned. Resultater fra 2020 viste at dagligvarebransjen hadde redusert matsvinnet med 21%, som betyr at bransjen oppnådde første delmål i bransjeavtalen med god margin (Matvett, 2022b). Samlet var nedgangen 10%, som i hovedsak skyldtes at husholdningene kun reduserte matsvinnet med 6%.

3.4 NGFLYT og databar

NGFLYT og databar er to virkemidler NorgesGruppen har tatt i bruk for å redusere svinn og effektivisere driften internt i kjeden (NorgesGruppen, 2021b). Under vil det komme utfyllende informasjon om systemene og deres betydning. Mye av informasjonen er hentet fra samtaler med sentrale personer i NorgesGruppen og vil gjennom utredningen kildehenvises ved (Krakk, 2022) eller (Slørstad, 2022).

3.4.1 NGFLYT

NGFLYT ble skapt av NorgesGruppen i 1997 og er et teknologisk verktøy for å sikre effektiv distribusjon av varer i alle ledd fra leverandør til kunde (Krakk, 2022). Verktøyet er med på å redusere kostander i alle ledd da man bruker mindre tid på eksempelvis varebestillinger enn det man historisk sett har gjort. Optimal vareflyt er ifølge NorgesGruppen (2017) det viktigste grepet for å redusere matsvinn i butikkene.

NGFLYT er presentert i form av en app de ansatte bruker (Krakk, 2022). NorgesGruppen investerer store beløp hvert år for å utvikle NGFLYT for å sikre et effektivt system (NorgesGruppen, 2021b). NGFLYT består av de fleste deler av det dagligdagse i butikken, fra planogrammer og prognoser til bestillingsforslag og varekjøp. Dette innebærer blant annet at varebestillingen skjer automatisk når varebeholdningen går under minimumsnivået satt for butikken. Kjøpmannen kan fortsatt gå inn å endre på bestillingene, men NGFLYT sørger for klare bestillingsforslag basert på prognoser. Det er salgsstatistikkene som danner grunnlaget for prognosene og hva de faktisk skal ha på lager. Optimal vareflyt fører til at kundene sjeldnere opplever at butikkene går tomme for varer. Da planogrammene er knyttet til varebestillingen sørger systemet for at varer pakket på en palle ligger i nærheten av hverandre. Dette sikrer effektiv vareutpakking i butikk.

3.4.2 Databar

Databar er et revolusjonerende konsept når det kommer til datovarer (Krakk, 2022). Systemet har vært på plass i tre år og er koblet opp mot NGFLYT-appen. Databar er blant de første systemene av sitt slag internasjonalt. Systemet er iverksatt hos alle NorgesGruppen sine samarbeidspartnere og kjeder. Enn så lenge er det kun implementert på enkelte varer i kjøledisken hos noen av NorgesGruppens produsenter.

I dag er det [REDACTED] som har databar, og NorgesGruppen satser på å utvide sortimentet fremover (Krakk, 2022). Systemet fungerer på mange måter som en EAN-kode bare at koden er lengre og inneholder mer informasjon². I korte trekk kan man legge inn det meste av

² EAN-13-koder er de mest brukte strekkodene i Norge og består av 13 siffer. Disse 13 sifrene fungerer som en numerisk identifikator for et produkt (Google Merchant Center, 2022)

informasjon i en databar-kode, men desto mer informasjon, desto lengre kode. Skal man ha mye informasjon er et problem at koden ikke får plass på forpakningen. Et dagsaktuelt problem er databarkoder som ikke får plass på avrundede produkter. Informasjonen på produktene må dermed begrenses. Databarkoder skiller seg fra EAN-koder blant annet fordi det muliggjør å linke et produkt til en spesifikk dato. Dette gjør at man til enhver tid har kontroll på hvor mange produkter som går ut på dato en gitt dag. Kodene kan videre være unike for hvert produkt eller hvert datoparti. Dette avhenger igjen av hvor mye informasjon man har behov for knyttet til et produkt, men mulighetene er store.

3.4.3 NGFLYT og databar i kjøleavdeling

Kombinasjonen av NGFLYT og databarsystemet er med å forenkle prosessen i butikk (Krakk, 2022). NGFLYT-appen, i sammenheng med databar, kan brukes som et varslingsystem for når varer går ut på dato. NorgesGruppen opererer med tre varslingsnivåer. Disse nivåene er gult, oransje og rødt.

Gult varselsnivå innebærer varer som går ut på dato langt frem i tid, men som tidligere salgsstatistikk tilsier at kommer til å gå ut på dato før alle enhetene på lager er solgt. Dette gjør at butikken kan gjøre tiltak tidlig for å maksimere inntjening i form av at man får en høyere snittpris per produkt og samtidig forhindre svinn. Et eksempel kan være at NGFLYT-appen varsler om at butikken har 20 grillpøsepakker i beholdning, hvor de forventer at fem av de 20 enhetene kommer til å bli solgt. Man får da varsel om at man har en overflødig beholdning på 15 enheter, og man har dermed mulighet til å selge disse enhetene til en lavere pris. NGFLYT-appen vil sortere dette i rekkefølge slik at det man har størst gevinst av å selge, vil komme øverst i appen. Det er ikke alle butikker som bruker de gule varslingsene, spesielt siden systemet ikke er innført på alle kjølevarer, men potensialet for svinnreduksjon og inntjeningsmaksimering er her stort.

I NorgesGruppen er den totale holdbarheten til et produkt en predefinert periode (Slørstad, 2022). Leverandøren har en tredjedel av holdbarhetsdagene til å få varen til grossist, grossisten har videre en tredjedel til å få varen til butikk, før butikken har den siste tredjedelen til å få solgt varen. Oransje varslingsen innebærer at det under 10% igjen av varens holdbarhet i butikk. Hvis man eksempelvis har en holdbarhet i butikk på 20 dager, vil man dermed få et varsel når det er igjen to dager.

Til slutt har man rød varslings (Krakk, 2022). Dette er det viktigste varselet for butikken. Varene går da ut på dato samme dag eller om få dager og skal da prises ned til 50% rabatt for å forhindre svinn. Mange butikker ser kun på de røde varslene og priser ned til 50% når de må. Varer som har blitt oversett og har gått ut på dato kan ikke bli solgt da disse blir sperret i kassen. Systemet er dermed med på å sikre at kundene ikke får med seg utgåtte varer hjem.

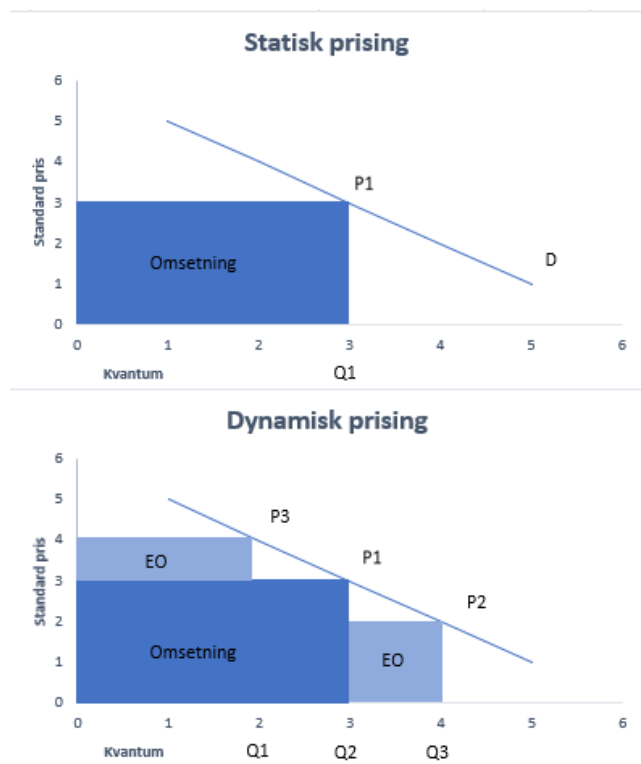
Kombinasjonen av NGFLYT og databarsystemet gjør det enklere for kjeden å redusere svinn, samt å maksimere inntjening på produktene (Krakk, 2022). Dette skyldes at man kan prise ned tidligere enn man gjerne normalt sett hadde gjort da man har klar historisk salgsstatistikk om hvor mange produkter man forventer å selge. I tillegg gjør oversikten det enklere for butikkmedarbeiderne å lokalisere produktene som går ut på dato.

4. Teori

Denne delen vil ta for seg teorigrunnlaget i utredningen. Det er tre teorier som vil presenteres. Disse er dynamisk prising, prisdiskriminering og revenue management. Teoriene vil knyttes opp mot relevante eksempler.

4.1 Dynamisk prising

Dynamisk prising er en prisingstrategi der man kontinuerlig justerer priser på varer og tjenester basert på markedet (Bodea & Ferguson, 2014). Målet med varierende priser er å oppnå en større andel av konsumentoverskuddet som fører til økt inntjening sammenlignet med hva statiske priser kan oppnå. Figur 4-1 viser forskjellen mellom statisk prising og dynamisk prising, der EO står for ekstra omsetning. Ved statisk prising vil optimal pris være P1, som gir et salg på Q1. Alle konsumenter som har en betalingsvillighet lik P1 eller høyere vil kjøpe produktet, mens de med betalingsvillighet under P1 vil la være å kjøpe produktet. Ser vi på dynamisk prising kan man oppnå økt inntjening. I denne modellen tas det i bruk tre ulike priser, noe som samlet gir merinntekt lik de lyseblå boksene.



Figur 4-1 : Figurene illustrerer forskjellene på statisk prising og dynamisk prising.

Det siste tiåret har dynamisk prising økt på grunn av systemer som har gitt bedre estimer av etterspørselsfunksjoner og optimering av prisstrategier (Talluri & Van Ryzin, 2004). Uber er et selskap som benytter seg av dynamisk prising. Dersom det er høy etterspørsel for taxier i et område vil Uber automatisk øke prisene for kundene slik at disse taxiturene blir mer attraktive for sjåførene (Phillips J. , u.d.). Når etterspørselen synker, vil prisene reduseres igjen. Dette

gjør at Uber tar mer av konsumentoverskuddet, samtidig som de har nok sjåførere til å håndtere alle typer etterspørsel. Videre kan dynamisk prising knyttes opp mot dagligvarebransjen. De fleste butikker har nå elektroniske prislapper, noe som muliggjør gjentatte prisendringer. Eksempelvis kan man rundt juletider oppleve at prisen på mandler endres flere ganger daglig (Lorvik, 2021). Dette er for å maksimere inntjening og for å ta hensyn til konkurrentenes prissetting.

Fordeler med dynamisk prising er at priser kan reflektere etterspørsel (Phillips R. , 2005). Et eksempel på det er sesongvarer der etterspørselen er sterk i en periode og svakere i andre perioder. Dynamisk prising kan gi selskaper bedre innsikt i konsumentatferd som kan være med på å øke salg og profitt. På den andre siden kan dynamisk prising gi noen ulemper dersom det ikke blir brukt på riktig måte. Eksempelvis kan man ta utgangspunkt i data som ikke er relevant for å prise et produkt (Bondi, Goldrick, Wilkie, Sen, & Reasor, 2021). Dersom startdataen ikke er relevant, vil man sannsynligvis ikke kunne ende opp med den beste dynamiske prisingstrategien. Det er heller ikke alle selskaper som ønsker dynamisk prising. Luksusbutikker ønsker ikke dynamisk prising selv om etterspørselen skulle falle, da dette kan skade butikkenes merkevare (Bodea & Ferguson, 2014).

4.1.1 Nedprising

Selskaper som selger varer bruker nedprising for å selge unna overflødig lager (Talluri & Van Ryzin, 2004). Dette kan være selskaper som selger klær, høyteknologiske varer eller bederverlige varer slik som dagligvarebutikker. Insentivet med nedprising er å selge unna varer før de enten har for dårlig kvalitet eller er ute av sesong. I dagligvarebransjen er det vanlig at man priser ned varer som nærmer seg utgått dato slik at man kan tjene litt på disse produktene i stedet for å kaste de. Nedprising fører da til at dagligvarebutikkene kan segmentere mellom kundenes betalingsvilje. Denne segmenteringen skyldes at nedprising i teorien er permanent, som betyr at butikkene ikke vil kunne sette opp prisen igjen dersom etterspørselen skulle øke etter nedprisingen (Phillips R. , 2005).

I dag brukes analytiske verktøy i større grad for å optimere nedprising (Chen & Gallego, 2018). Selskapene som har hatt en tidlig adopsjon kan vise til inntektsøkninger på 10-15%. Nedprising blir også viktigere for dagligvarebransjen. NorgesGruppens butikker hadde ved utgangen av 2020 redusert sitt matsvinn i verdi med 38% sammenlignet med svinnet 2015,

noe som er over snittet på 18% for dagligvarebransjen (NorgesGruppen, 2021a). Hovedgrunnen til denne reduksjonen kommer fra nedprising av varer.

4.2 Prisdiskriminering

Prisdiskriminering handler om å selge et gode til forskjellig pris ut fra betalingsviljen til konsumenten (Berge, 2001). Målet med prisdiskriminering er å øke profitten i bedriften ved å kjenne forskjellene mellom konsumentene. For å bedrive lønnsom prisdiskriminering overfor kunder er det primært tre forutsetninger som bør være oppfylt: 1) bedriften bør ha en form for markedsrett, 2) det bør ikke være arbitrasjemuligheter mellom kundene og 3) man bør kunne sortere konsumentene.

Markedsrett innebærer at en aktør har så stor rett innenfor sin bransje at det hindrer frikonkurranse (Vikøren & Phil, 2019). Innenfor dagligvarebransjen kan tenkes at Tine har en form for markedsrett når det kommer til meieriprodukter grunnet deres dominerende posisjon. Konkurranseloven i Norge forhindrer at en bedrift får for stor markedsrett. I Norge er det få paraplykjeder, og som nevnt i delkapittel 2.3 er det tendenser til svekket konkurranse på grunn av markedsrett.

Videre bør det være begrensede eller ingen arbitrasjemulighet mellom kundene (Berge, 2001). Det vil si at en kunde som får 20% rabatt på en vare, vanskelig kan kobles sammen med og selge til en annen kunde som ikke får rabatt. Innenfor dagligvarebransjen begrenses arbitrasjemulighetene da dagligvarebransjen opererer på små marginer. I tillegg er det sjeldent man får rabatt på større kvantum i butikken, noe som gjør at arbitrasjemulighetene i stor grad holdes innenfor kjedenes kontroll.

Til slutt er det naturlig at man kan sortere konsumentene (Berge, 2001). Kan man ikke skille mellom hvem som er villig til å betale hva, vil det være vanskelig å bedrive prisdiskriminering. Det er godt nok å kunne diskriminere på gruppenivå. Eksempelvis kan man skille preferanse og betalingsvilje blant pensjonister fra betalingsviljen til studenter. Det er i butikkssammenheng mulig for kjedene å sortere ut fra fordelsprogrammene deres, der de for eksempel kan innhente informasjon om hva slags aldersgruppe som kjøper hva (Krakk, 2022). I fremtiden kan det tenkes at kjedene kan sortere helt ned på enkeltindividnivå. Dette blir gjort

i en grad allerede ved at deriblant Coop og Rema 1000 tilbyr kundene personlige rabatter på produkter basert på deres kjøpshistorie gjennom deres fordelsprogram.

I tradisjonell prisdiskriminering deler man inn i tre forskjellige grader av prisdiskriminering. Disse tre gradene er første-, andre- og tredjegrads prisdiskriminering. De ulike gradene av prisdiskriminering vil bli gjennomgått under.

4.2.1 Førstegrads prisdiskriminering

Førstegrads prisdiskriminering kalles ofte perfekt prisdiskriminering (Berge, 2001). Her har produsenten all tilgjengelig informasjon om konsumentene. Dette fører til at produsenten sitter igjen med hele konsumentoverskuddet. Produsenten maksimerer dermed inntekten for hver konsument den selger til. Dette er ikke noe som er realistisk når man knytter teorien opp mot dagligvaremarkedet. For å kunne gjøre dette i butikk, måtte kjedene hatt kontroll på alle kunders betalingsvilje for alle produkter i butikken. I tillegg måtte kjedene hatt gjensidig markedsmakt tilsvarende monopol, noe som ikke skjer når man har konkurranse (Meyer & Norman, 2019).

4.2.2 Andregrads prisdiskriminering

Andregrads prisdiskriminering kjennetegnes ved at konsumentene selv deler seg inn i ulike grupper ut fra hva slags produkter som tilbys (Berge, 2001). Dette gjøres når man vet at kunden har ulik betalingsvilje, men er usikre på hvilke kunder som har høy betalingsvilje og hvilke som har lav betalingsvilje. Uten lojalitetsprogrammene i butikk, har man lite informasjon om hvem som handler hva. Man ønsker dermed å kunne skille betalingsviljen ved å tilby relativt homogene produkter, men til ulike priser. Et eksempel knyttet til dagligvarebransjen er kjøttdeig. All kjøttdeig i Norge er strengt tatt homogen på grunn av strenge produksjonsregler (Mattilsynet, 2020). Betalingsviljen blir dermed bestemt ut fra merkevaren. Skal man kjøpe Gilde-kjøttdeig, må man betale mer enn om man skal ha kjedenes EMV. Man greier dermed å skille betalingsviljen til de ulike kundene ut fra merkepreferanse og reservasjonspris³.

³ Reservasjonspris for kunden handler om hvor mye en kunde maksimalt er villig til å betale for en vare og avhenger av blant annet inntekt, vaner og pris på liknende produkter (UiO, 2019). I dette eksempelet vil man ikke nødvendigvis nå maksimal reservasjonspris for alle, men komme nærmere ved å tilby «samme» produkt i flere prisklasser.

4.2.3 Tredjegrads prisdiskriminering

Tredjegrads prisdiskriminering kjennetegnes av at tilbyderer greier å spre utvalget ut fra hvilken gruppe de tilhører (Berge, 2001). Honnør- og studentrabatter er kjente eksempler på tredjegrads prisdiskriminering der man gir rabatter til visse grupper. Man greier ofte å utelukke arbitrasje mellom gruppene da en voksen konsument eksempelvis ikke kan kjøpe en rabattert studentbillett. Dette er noe som blir mer aktuelt innenfor dagligvarebransjen, men som i liten grad blir brukt i dag. Lojalitetsprogrammene Coop medlem, Trumf og Æ gir en stor mengde data til paraplykjedene. Ut fra denne dataen er det mulig å lese preferansene til de ulike kundene som gjør at man kan gi både personlige tilbud og tilbud ut fra hvilken gruppe man tilhører. Vet man for eksempel at studenter har høy etterspørsel etter Fjordland-produkter, men dog lavere betalingsvilje enn eksempelvis pensjonister, kan kjedene vurdere å gi ut rabattkuponger til studenter. Vurderingen må skje i tråd med lønnsomheten til produktet og kupongverdien må følgelig også vurderes opp mot dette.

4.3 Revenue management

Revenue management bruker historiske salgsdata for å analysere etterspørselsprognoser (Bodea & Ferguson, 2014). Disse prognosene blir brukt i optimeringsmodeller der man enten kan endre kapasitet eller pris man tilbyr kunder i ulike segmenter for å maksimere profitt. Denne strategien har sitt opphav fra flybransjen (Talluri & Van Ryzin, 2004). Flyselskaper kan selge samme type sete på samme flygning til forskjellige kundesegmenter til ulik pris. En viktig faktor til at flybransjen kan dette er på grunn av mangfoldet som benytter seg av fly (Bodea & Ferguson, 2014). Revenue management har vokst til mange andre bransjer og brukes også av NorgesGruppen der verktøyet NGFLYT blir brukt for optimalisering av vareflyt (Krakk, 2022).

For at revenue management skal kunne benyttes er det fire kriterier som må være oppfylt (Phillips R. , 2005). Disse fire er: 1) tilbyder må selge et gitt antall av bederverlige goder, 2) tilbyder kan kontrollere de ulike prisklassene der hver prisklasse har en fast pris, 3) tilbyder kan endre tilgjengeligheten av prisklasser over tid og 4) kundene må kjøpe produktet før det går ut på dato. Dersom disse fire kriteriene er oppfylt er det tre nivåer som må gjennomføres for en suksessfull bruk av revenue management. Første nivå handler om strategien som skal

utøves. Her identifiserer man kundesegmenter og etablerer produkt og tilhørende pris til de forskjellige kundesegmentene. Videre er neste nivå taktisk revenue management. Dette er hjernen i prosessen. Her prøver man å estimere fremtidens etterspørsel, optimere algoritmene og oppdatere nye begrensinger for hvor mye et gitt produkt kan selges for. Siste nivå handler om å ha kontroll over alle bestillinger.

4.3.1 Revenue management og databarprodukter

Formålet med dette avsnittet er å vurdere hvorvidt man kan bruke revenue management i dagligvarebransjen, nærmere bestemt med databarprodukter gjennom NGFLYT. For det første er produktene som har fått innført databar bedervelige varer som må selges innen en gitt dato. Det andre kriteriet er også oppnådd da Kiwi-butikker selv har flere typer kjøttprodukter som er homogene, men i ulik prisklasse. Antallet man bestiller inn av disse produktene kan man endre over tid ut fra salgsstatistikk. Det gjør at det tredje kriteriet er oppfylt. Til slutt er siste kriteriet oppfylt da kunder ikke får kjøpt produkter etter at de har gått ut på dato. Dette gjør at alle de fire kriteriene knyttet til revenue management er oppfylt.

Dagligvarebransjen kan dermed ta i bruk revenue management. Her er det viktig at de gjennomfører de tre nivåene for at det skal bli en suksess. Det er rimelig å anta at dagligvarebransjen har mye data der de kan segmentere ut fra hvilke produkter man kjøper og hvor prissensitive kundene er. Den dataen som NorgesGruppen besitter blir nyttig for å avklare hvilke prisklasser man kan ha for ulike kunder for å optimalisere salget. Hjernen i prosessen er NGFLYT. Dette verktøyet brukes aktivt for å kunne optimalisere bestillinger. Systemet varsler dersom man har for mange produkter man ikke klarer å få solgt før produktene går ut på dato. NGFLYT brukes også i siste nivå til å ha kontroll over alle bestillinger.

5. Datamateriale

I dette kapitlet vil datasettene knyttet til salg og svinn vi har fått fra NorgesGruppen bli presentert. Disse har blitt bearbeidet for å styrke kvaliteten til vår utredning.

5.1 Presentasjon av datasettene

I vår masterutredning har vi fått tilgang til ett datasett som inneholder salgsdata og ett datasett som inneholder svinndata. Disse datasettene strekker seg fra 01.01.2019 til 03.07.2022. Datasettene består av 700 produkter innenfor vareavdelingen ferskt kjøtt der ■■■ av disse har fått innført databar i Kiwi-butikker per dags dato. Datagrunnlaget vårt kommer fra ■■■ Kiwi-butikker som er spredt omkring i landet.

Salgsdatasettet inneholder informasjon om ukentlig salg for ferskt kjøtt. I salgsdatasettet har vi i overkant av 1,7 millioner observasjoner. Salgsdatasettet inneholder informasjon om butikknavn, butikkadresse, postnummer, ukenummer, undergrupper av kjøttprodukter, varenavn, EAN-nummer, bruttosalg, nettosalg og antall/vekt som blir solgt av hver observasjon.

Svinndatasettet inneholder informasjon om ukentlig svinn for samme vareavdeling. Her har vi i overkant av 560 000 observasjoner. Svinndatasettet inneholder informasjon om ukenummer, butikknavn, svinnårsakstype, EAN-nummer og antall.

Vi vil i denne utredningen se på hvilke effekter innføringen av databar har for salg og svinn. Under salg vil vi analysere endringer i kvantum, salgspris og bruttosalg, mens i svinndata vil vi analysere endringer i brekkasje og nedprising. Videre vil vi beskrive antakelser og bearbeidinger vi gjør i begge datasettene for å styrke kvaliteten på analysen.

5.2 Salgsdata

Salgsdatasettet inneholdt flere svakheter som ville, uten noe bearbeiding, gitt en svakere analyse. Vi har derfor gjort flere antakelser og bearbeidet datasettet for å heve kvaliteten på datasettet vi har fått fra NorgesGruppen.

5.2.1 Generering av ny variabel for mengde

Det første vi la merke til med datasettet fra NorgesGruppen er at variabelen som måler mengde solgt av en vare både inneholdt varer som blir målt antall og kilo. Eksempelvis ville fire pakker kjøttdeig på 400 gram hver fått verdi fire i mengdevariabelen, mens man for kilovarer fikk en totalvekt på alle solgte enheter. Hvis man dermed hadde solgt fire pakker kjøttdeig og fire kilo indrefilet ville disse fått samme verdi, selv om de representerer to vidt forskjellige måleenheter. Dette viser at denne variabelen var upresis som ville gjort det vanskelig å tolke resultater ved bruk av variabelen.

For å løse denne svakheten genererte vi en ny variabel som viser alt solgt i kilo. Dette ble gjort ved å hente ut informasjon om antall gram en gitt vare inneholder for så å gjøre om til antall kilo. Den nye variabelen gjør nå at fire pakker med kjøttdeig til 400 gram vises som 1,6 kilo i stedet for fire stykk. Dette gir en mer presis tolkning når vi senere skal se på hvilke endringer i kvantum man opplever for produkter med databar.

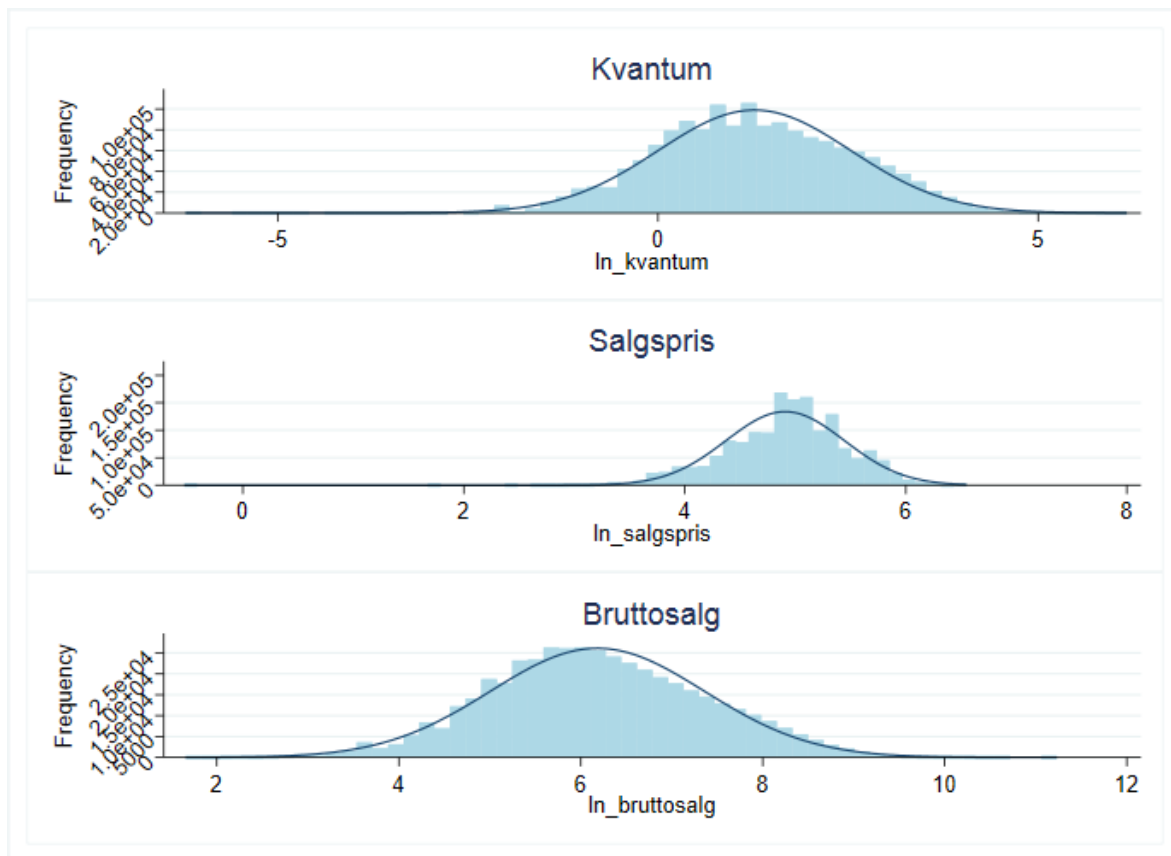
Vi oppdaget at det var flere produkter variabelen ikke hentet ut. Eksempelvis var det flere pakker med hamburgere som under varenavn står som 2X150G. Dette betyr altså at produktet inneholdt to hamburgere på 150 gram hver. For å inkludere disse produktene i den nye mengdevariabelen endret vi eksempelvis 2X150G til 300G. Dette gjør at vi får inkludert flere produkter i datasettet vårt.

5.2.2 Generering av nye variabler

Vi genererte også andre variabler for å heve kvaliteten på datasettet. En av variablene kaller vi *etterdatabar* og er en dummyvariabel som viser 1 når databar er lansert for et produkt og 0 når det ikke har blitt lansert eller ikke vil bli lansert. Denne variabelen vil bli den viktigste vi bruker i regresjonene våre da denne viser effekten av databar.

I modellene vi senere skal analysere, ønsker vi å se på endringer i salgspris. Dette er en variabel vi ikke har fått fra NorgesGruppen. Vi lagde da denne variabelen ut fra bruttosalg og den nye mengdevariabel. Denne variabelen viser da gjennomsnittlig salgspris per kilo for hver observasjon.

Til slutt ønsker vi å se prosentvise endringer i modellene våre som skal analyseres. Det gjorde at vi lagde nye variabler for den nye mengdevariabelen, salgspris og bruttosalg. Vi tok da den naturlige logaritmen. Prosentvise endringer er enklere å lese og forstå. I tillegg vil logaritmen også være med på å normalfordele variablene. Slik Figur 5-1 viser, er de avhengige variablene tilnærmet normalfordelt etter at den naturlige logaritmen er brukt.



Figur 5-1 : Normalfordeling av de avhengige variablene

5.2.3 Fjerne støy

Vi vil her forklare hvilke bearbeidinger vi har gjort for å fjerne diverse støy fra datasettet vårt. I tillegg til salgsdatasettet fikk vi en Excel-fil som viste hvilke produkter som får databar og når databar blir lansert for hvert av disse produktene. Excel-fila og salgsdatasettet ble slått sammen for å få informasjon om når produkter får innført databar. I Excel-fila var det flere produkter som hovedsakelig selges hos Meny og Spar, altså ikke Kiwi som vi analyserer. Dermed ble disse produktene droppet fra analysen da man ikke ønsket at datasettet skulle

inneholde produkter som Kiwi ikke selger. Vi har da et opprinnelig utvalg på 1 752 971 observasjoner.

Neste steg vi foretok oss var å droppe varer som ikke inneholdt noen informasjon om antall gram per pakke. Dette var for produkter som ikke var vektvarer. Som nevnt over inkluderte vi produkter som hamburgere for at antallet vi skulle droppe var så lavt som mulig. Til slutt satt vi igjen med 4011 observasjoner der vi hadde produkter som det ikke var informasjon om antall gram per pakke. Disse ble dermed droppet.

Det neste vi gjorde var å droppe alle observasjoner som hadde et kvantum mindre eller lik null. Her var det 444 observasjoner som hadde enten null eller negative salgskvantum. Det gir ikke mening at man selger et negativt antall varer, derfor ble disse produktene droppet.

Videre oppdaget vi produktene «KJØTT TAST» og «VEKTVARE». Dette er gjerne taster man bruker dersom man av ulike grunner ikke får scannet en vare. Vi vet ikke hva slags produkter som er solgt ved bruk av disse to tastene og fjernet derfor disse observasjonene. Totalt ble 5188 observasjoner fjernet.

Videre var det noen varer som ble droppet. Det var flere varer som var utgående grunnet manglende salg. Vi droppet disse varene fordi vi ikke ønsker å analysere effekten databar har på utgående produkter. Samlet hadde disse varene 54 152 observasjoner. I tillegg til disse hadde vi også produkter innenfor kategorien «BILLIG MIDDAG». Dette er varer som er beregnet for én person og som ble lansert vinteren 2018 (Kiwi, 2022). Disse produktene hadde sterk påvirkning på analysen vår, der kampanjeperioden og oppmerksomheten rundt dette gradvis har avtatt. Vi fjernet disse produktene som utgjorde 83 440 observasjoner da nedgangen i salget for disse type produktene kan skyldes andre faktorer og ikke databar. Til slutt fjernet vi 11 595 dupliserte observasjoner for å hindre problemer senere i analyse.

Tabell 5-1 under viser utviklingen i antall salgsobservasjoner, der man kan se at vi sitter igjen med 1 594 141 observasjoner. Av disse observasjonene er det 128 483 observasjoner som ligger i behandlingsgruppen som kommer fra ■ forskjellige databarprodukter. Altså observasjoner for produkter som har fått databar. Resten av observasjonene ligger i kontrollgruppen og samsvarer med produkter som enten aldri får databar i perioden vi har fått data til, eller produkter som skal få databar, men som til et gitt tidspunkt ikke har fått det enda.

	Antall salgsobservasjoner	Prosent
Opprinnelig utvalg	1 752 971	100,00%
Varer uten kvantumsverdi	4 011	0,23%
Kvantum <= 0	444	0,03%
"KJØTT TAST" og "VEKTVARE"	5 188	0,30%
Utgåtte databarprodukter	54 152	3,09%
"BILLIG MIDDAG"	83 440	4,76%
Duplisering	11 595	0,66%
Sum observasjoner	1 594 141	95,70%
Hvorav i behandlingsgruppe	128 483	8,06%
Hvorav i kontrollgruppe	1 465 658	91,94%
Sum	1 594 141	100,00%

Tabell 5-1 : Oversikt endringer i salgsdata

5.3 Svinndata

Svinndatasettet hadde på samme måte som salgsdatasettet svakheter som vi ønsket å bearbeide slik at kvaliteten på datasettet kunne heves. Dette delkapittelet skal beskrive hva vi gjør for å bedre kvaliteten.

5.3.1 Generering av nye variabel for mengde

I dette datasettet hadde vi en mengdevariabel som kun måles i antall. Her hadde vi ingen målinger som var i kilo. Dette gjorde at denne variabelen, uten endringer, blir enda mer upresis enn i salgsdatasettet.

Vi gjorde den samme genereringen som vi gjorde i salgsdatasettet. Vi hentet ut informasjon om antall gram hvert produkt hadde fra varenavn slik at vi kunne lage en ny mengdevariabel i kilo. Dataen ble mer presis da et svinn på et produkt som veide 200G nå ble vist som 0,2KG i stedet for et antall på én.

Det er likevel mer som måtte gjøres for å unngå å ekskludere observasjoner i svinndatasettet. Der man i salgsdatasettet hadde kilo for vektvarer, hadde vi ikke det i svinndatasettet. Det gjorde at det oppstår en ny type utfordring knyttet til dette datasettet. Det var flere produkter som ikke hadde en nøyaktig vekt. Eksempelvis veide en type kylling mellom 1,3-1,6KG. For de produktene det gjaldt tok vi snittet av de to verdiene. Det betyr at et produkt som veide

mellom 1,3-1,6KG har blitt endret til 1,450KG. Hovedformålet med denne genereringen var å gjøre variabelen mer presis slik at tolkningen blir mer meningsfull.

5.3.2 Generering av nye variabler

I svinndatasettet genererte vi flere av de samme variablene som vi gjorde i salgsdatasettet. Dummyen *etterdatabar* ble generert. Det som skilte dette datasettet fra salgsdatasettet, var at vi i tillegg til disse genereringene lagde to dummyer for brekkasje og nedprising. Disse brukes når vi senere skal analysere effekter av databar. Altså vil man få 1 dersom observasjonene er en brekkasje, 0 ellers. Det samme gjelder for nedprising. Brekkasje er det som kastes fordi varen enten er ødelagt eller har gått ut på dato (Slørstad, 2022). Nedprising er produkter man får solgt, men til en lavere pris da de nærmer seg utgått dato. Vi ønsket dermed å skille mellom brekkasje og nedprising da disse har ulik betydning for svinn. Vi gjorde to separate analyser, der vi fikk en effekt av databar på de to områdene: 1) endring i matsvinn og 2) endring i nedprising. For å se på prosentvise endringer i brekkasje og nedprising vil vi også her bruke logaritmer.

5.3.3 Fjerne støy

Vi har også i svinndatasettet fjernet observasjoner vi opplever som støy. Her slo vi sammen svinndatasettet med salgsdatasettet og droppet de observasjonene der vi ikke hadde svinn. Det gjorde at vi fikk et opprinnelig utvalg på 565 116 svinnobservasjoner før vi droppet noen observasjoner. Grunnen til at vi droppet alle salgsobservasjoner som ikke inneholdt svinn var at vi utelukkende ønsket å analysere endringer i svinn.

I datasettet hadde NorgesGruppen ni forskjellige svinnårsakstyper. De to største var brekkasje og nedprising, som står for omtrent  av observasjonene. De syv siste svinnårsakstypene stod dermed for en liten del av det totale antallet observasjoner. Da svinnårsakstypene var vidt forskjellige fra hverandre, måtte det ha blitt gjort spesifikke analyser på hver årsakstype. Antallet observasjoner blant disse syv årsakstypene var lave, og ville dermed gitt svar som vanskelig kan tolkes signifikant. Vi fjernet dermed de syv minste svinnårsakstypene. Disse var på totalt 13 153 observasjoner.

På samme måte som at vi ikke ønsket kvantum mindre enn er lik null i salgsdatasettet, ønsket vi heller ikke dette i svinn. Det var 26 007 negative- eller null-svinnobservasjoner som da ble

fjernet. Grunnen til at vi ikke ønsket slike observasjoner var fordi det ikke fantes svinn i disse observasjonene, eller at det skyldtes feiltasting.

Selv etter generering av den nye mengdevariabelen var det noen produkter vi ikke fikk hentet ut informasjon fra, da disse ikke hadde noe informasjon om antall gram per pakke. Dette tilsvarte 21 735 observasjoner. Vi ønsket også å fjerne observasjonene som var knyttet til de utgående databarproduktene og «BILLIG MIDDAG» av samme årsak som i salgsdataen. Dette tilsvarte henholdsvis 20 393 og 32 854 observasjoner. I tillegg ble 2484 observasjoner fjernet på grunn av duplisering av brekkasje og nedprising.

Vi kan se fra Tabell 5-2 at vi da ender opp med 448 490 observasjoner som brukes i analysene våre. Av disse observasjonene er det 39 582 som er i behandlingsgruppen, mens det er 408 908 som er i kontrollgruppen. I tillegg kan vi nedenfor se antall observasjoner av de to forskjellige svinnårsakstypene, samt hvor mange av disse observasjonene som har databar.

	Antall svinnobservasjoner	Prosent
Opprinnelig utvalg	565 116	100,00%
Svinnårsakstyper med få observasjoner	13 153	2,33%
Svinn <= 0	26 007	4,60%
Varer uten informasjon	21 735	3,85%
Utgåtte databarprodukter	20 393	3,61%
"BILLIG MIDDAG"	32 854	5,81%
Duplisering	2 484	0,44%
Sum observasjoner	448 490	87,05%
Hvorav i behandlingsgruppe	39 582	8,83%
Hvorav i kontrollgruppe	408 908	91,17%
Sum	448 490	100,00%
		Databar
Brekkasje	110 382	9 814
Nedprising	338 108	29 768
Sum	448 490	39 582

Tabell 5-2 : Oversikt endringer i svinndata

6. Metode

I dette kapitlet vil metode presenteres. Her vil vi presentere difference-in-differences (DiD) og dens forutsetninger. Videre vil vi se på andre forutsetninger som knytter seg til autokorrelasjon og heteroskedastisitet. Dette etterfølges av en presentasjon av hypotesene våre, samt de empiriske modellene. Før vi til slutt presenterer relabiliteten og validiteten til dataen.

6.1 Forskningsdesign

Forskningsdesign handler om hvordan en problemstilling skal besvares (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2019). Man deler forskningsdesign opp i forskningstilnærming og forskningshensikt. Forskningstilnærmingen kan igjen skilles ut i to metoder, induktiv og deduktiv. Induktiv handler om å bygge ny teori som kan brukes generelt i liknende situasjoner senere. Eksempelvis er forskning på et nytt område en induktiv forskningstilnærming. Deduktiv handler om å bruke eksisterende teori for å bevise eller motbevise en hypotese. Denne utredningen vil ta utgangspunkt i en deduktiv forskningsmetode. Det vil si at vi har en forventning om hvilket resultat man vil få fra de gitte problemstillingene ut fra eksisterende teori. Analysene vil deretter vise om resultatene samsvarer med forventningene.

Den andre delen av forskningsdesign er forskningshensikten. Det er tre hovedkategorier knyttet til forskningshensikt: deskriptiv, eksplorerende og kausal (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2019). I denne utredningen vil det være mest sentralt å se på kausale sammenhenger. Det forblir viktig å skille kausalitet og korrelasjon. Kausalitet omhandler årsak-virkning effekt (Dahlum & Grønmo, Kausalitet, 2021). Dersom det er innføring av databar og ingenting annet som fører til en endring i salg eller svinn har vi en kausalitet. Hvis det derimot finnes en annen faktor som påvirker finnes en mulig korrelasjon. En korrelasjon er hvor mye to målbare størrelser henger sammen, uten at det nødvendigvis er en forklarende sammenheng mellom hvorfor de henger sammen (Frøslie, 2022).

6.2 Paneldata

Paneldata er et datasett som består av repeterte observasjoner av flere enheter over flere tidsperioder (Wooldridge, 2016). Enheter kan eksempelvis være land, selskap eller personer. I denne utredningen er det en kombinasjon av butikk og produkt (butikk-produkt) som er enheten vår (Torres-Reyna, 2007).

Fordelen med paneldata er at det tillater oss å kontrollere for individuelle uobserverte karakteristikk som over tid er faste (Wooldridge, 2016). Grunnen skyldes at vi observerer perioder mot hverandre. Bruken av paneldata vil dermed ha en positiv effekt på estimatenes presisjon.

Paneldata kan både være balansert og ubalansert (Wooldridge, 2016). Et datasett er ubalansert dersom det mangler observasjoner eller at observasjonene har forskjellig startpunkt knyttet opp mot enheten. I datasettet mangler det flere ukentlige observasjoner i vår enhet, som betyr at vi har et ubalansert datasett. Grunnen til mangelfulle ukentlige observasjoner kan for både salgsdataen og svinndataen skyldes at det i enkelte uker ikke selges eller svinnes et spesifikt produkt i hver butikk. Det kan også finnes andre årsaker til at noen observasjoner mangler, eksempelvis oppussing av butikker. Vi vil legge til grunn at de mangelfulle observasjonene ikke har sammenheng med hvorvidt tiltaket er innført eller ikke, og vil da følgelig ikke være problematisk i analysen.

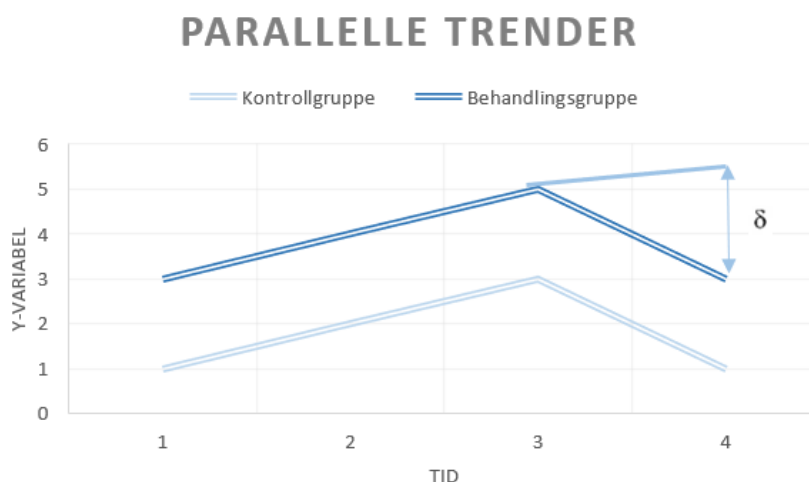
6.3 Difference-in-differences

I utredningen bruker vi metoden DiD. DiD er en statistisk analyse som tar utgangspunkt i en behandlingsgruppe og en kontrollgruppe der man sammenligner differansen mellom disse etter innføring av en behandling (Wooldridge, 2016). Behandlingsgruppen i utredningen er knyttet til de produktene som har fått innført databar i en gitt uke. Kontrollgruppen består av to typer grupper. De som underveis i perioden får innført databar og de som ikke får innført databar i det hele tatt. Formålet med en DiD-analyse er å estimere effekten av en behandling. Vi vil altså estimere effekten innføringen av databar har for utvalgte produkter. En fordel med

bruk av DiD er at vi sammenligner endringer og ikke nivåer som gjør at de faste effektene mellom grupper elimineres. Disse faste effektene ville ellers ført til et *omitted variable bias*⁴.

6.3.1 Forutsetninger for DiD

For å kunne utføre en DiD-analyse er det to forutsetninger som må være oppfylt. Den første forutsetningen er at det er parallelle trender mellom behandlingsgruppen og kontrollgruppen i fravær av tiltaket. Det betyr at dersom tiltaket ikke hadde skjedd ville behandlingsgruppen og kontrollgruppen hatt en videre parallell utvikling. Dersom de parallelle trendene avviker etter innføring av tiltak, vil avviket fra denne trenden kunne ses på som effekten av tiltaket. En illustrasjon av parallelle trender vises i Figur 6-1.



Figur 6-1 : Illustrasjon av parallelle trender. δ viser effekten av tiltaket som blir analysert.

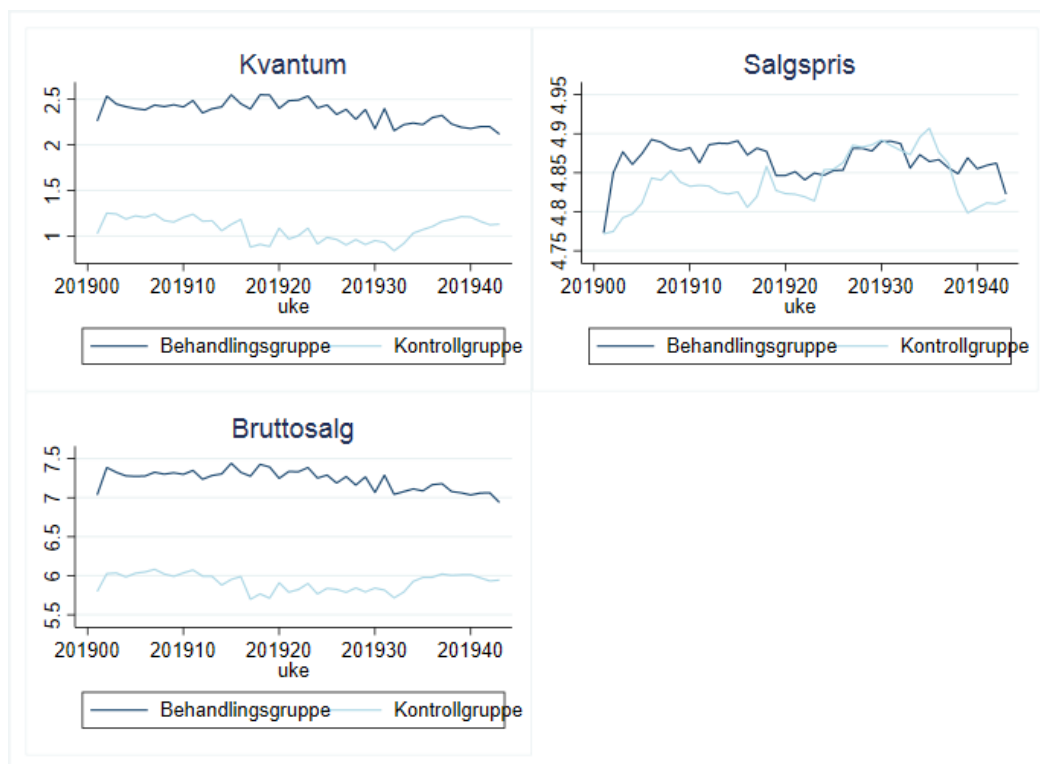
Den andre forutsetningen for å utføre en DiD-analyse er at det ikke finnes en forventning om en behandling i forkant av tiltaket (Wooldridge, 2016). Det betyr at man ikke skal være kjent med innføringen av databar på forhånd. Da kundene handler produkter uavhengig av hvilke

⁴ *Omitted variable bias* oppstår når en statistisk modell utelater en eller flere relevante variabler på grunn av en spesifikasjonsfeil (Wooldridge, 2016). Spesifikasjonsfeilen fører til at en uavhengig forklaringsvariabel blir satt som null da den korrelerer med en eller flere andre uavhengige variabler.

systemer som eksisterer knyttet til et produkt, vil det være nærliggende å anta at kundene ikke hadde informasjon om tiltaket. Dermed anses den andre forutsetningen å være oppfylt.

6.3.2 Parallelle trender i salgsdataen

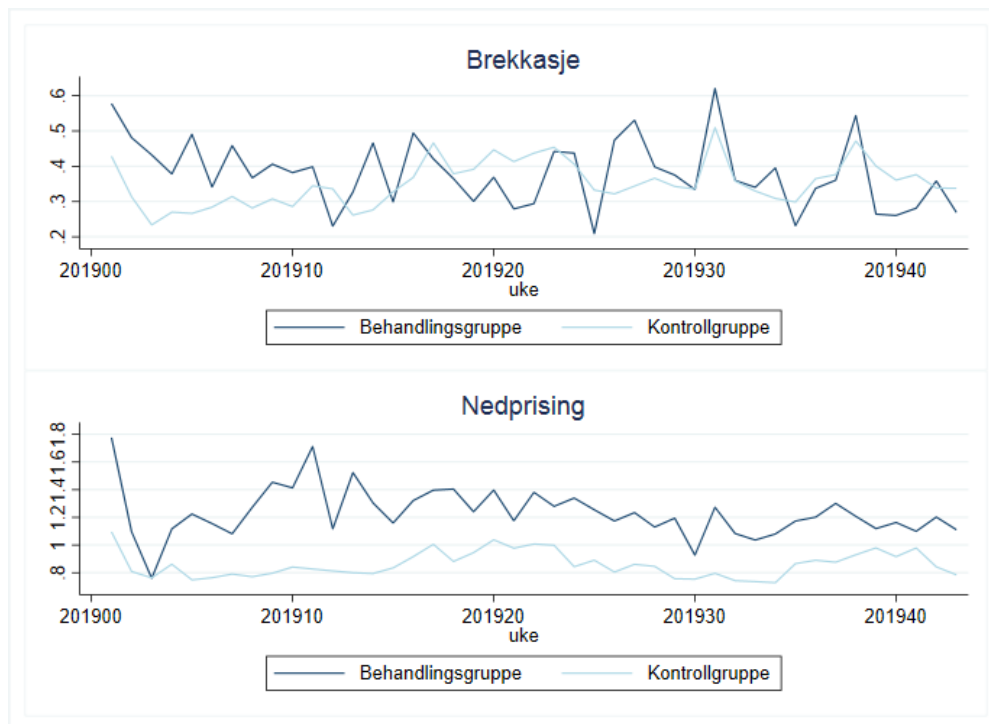
Vi vil her først vurdere hvorvidt trendene til de avhengige variablene kvantum, salgspris og bruttosalg virker å være parallelle. Error! Reference source not found. viser de parallelle trendene i salgsdataen før tiltaket inntreffer i uke 44 i 2019. Øverst til venstre ser vi trenden til kvantum. Her ser det ut til at behandlingsgruppen og kontrollgruppen har samme trend over perioden før innføringen av databar. Det samme gjelder for bruttosalg som ligger nede til venstre. Her virker de to gruppene til å ha en felles trend. Figuren til salgspris utpeker seg sammenlignet med de andre. Her virker det ikke som om behandlingsgruppen og kontrollgruppen har en like sterk felles trend som de to andre. I perioden før innføring av tiltaket beveger de to gruppene seg stort sett likt, med noen unntak. Eksempelvis har behandlingsgruppen en mindre endring fra omtrent uke 33 til uke 39 enn hva kontrollgruppen har. Dette tyder på at det kan ligge støy i datasettet som påvirker de parallelle trendene. Samlet sett vurderer vi kvantum og bruttosalg til å ha parallelle trender, mens salgspris sine trender er mindre parallelle. Problematikk med parallelle trender kan føre til en svakhet i resultatene som vil bli presentert. Det vil derfor bli nødvendig å gjennomføre en hendelsesstudie for å ytterligere undersøke disse trendene.



Figur 6-2 : Parallelle trender i kvantum, salgspris og bruttosalg

6.3.3 Parallelle trender i svinndataen

De neste parallelle trendene vi skal vurdere knytter seg til svinndataen. Dersom vi starter med brekkasje som ligger øverst i Figur 6-3, kan en se store variasjoner i begge gruppene. Variasjonen kan komme fra at det er færre observasjoner i svinndataen sammenlignet med salgsdataen, noe som påvirker trendene. Dette gjør det vanskeligere å se om trendene er parallelle eller ikke. Likevel ser man antydning til at gruppene stort sett beveger seg i felles trend. Nedprising har litt mindre variasjon enn brekkasje. Her ser vi enklere en tilsynelatende felles trend mellom behandlingsgruppen og kontrollgruppen selv om det også her finnes variasjon. Spesielt er det stor variasjon i behandlingsgruppen. Samlet sett har nedprising en klarere parallell trend enn brekkasje, men vi ønsker også her å gjennomføre en hendelsesstudie for ytterligere undersøkelse.



Figur 6-3 : Parallele trender i brekkasje og nedprising

6.3.4 Hendelsesstudie

Flere av de avhengige variablene virker å ha parallelle trender, mens andre er mer utfordrende. Av den grunn vil en hendelsesstudie bli gjennomført for å ytterligere undersøke denne forutsetningen knyttet til DiD. Grunnen til at vi gjennomfører en hendelsesstudie er for å se om innføring av databar som tiltak har en effekt av interesse (Wooldridge, 2016). Hendelsesstudien vil bli utført ved å se fem uker før og fem uker etter databar blir innført. Studien vil da kunne fange opp støy i perioden før og etter at tiltaket har blitt innført. Vi vil da få en pekepinn på om det er andre faktorer som påvirker effektene som ikke kan tillegges innføringen av databar. Dette er viktig for om effekten kan anses for å ha en kausal sammenheng.

6.4 Autokorrelasjon og heteroskedastisitet

Et problem knyttet til regresjoner er autokorrelasjon og heteroskedastisitet (Wooldridge, 2016). Dette kan også være et problem når det kommer til paneldata, spesielt når man har gjentatte observasjoner over tid. Det er da sannsynlig at man har autokorrelasjon i feilledet grunnet muligheten for at det eksisterer uobserverbare karakteristikk som korrelerer over tid

(Angrist & Pischke, 2015). Dersom man har autokorrelasjon i dataen, påvirker en observasjon ved tid t en observasjon ved $t+1$, noe som igjen gjør at dataen ikke blir uavhengig. Et eksempel knyttet til Kiwi-butikkene kan være lokalkampanje på et produkt som fører til at kvantum som selges i butikken er naturlig høyt over en viss periode. Butikken vil da ha en positiv effekt knyttet til kvantum solgt, og det vil da føre til at feilleddet for den aktuelle butikken er positivt korrelert over de ukene varen er på salg. Det er problematisk å ikke ta høyde for en eventuell autokorrelasjon da variansen til standardfeilene vil variere med tiden, noe som igjen kan føre til feilaktige konklusjoner da standardfeilene kan være overdrevne.

På samme vis er det sentralt å unngå heteroskedastisitet. Heteroskedastisitet eksisterer dersom variansen av feilleddet ikke er konstant for alle verdier av de uavhengige variablene (Angrist & Pischke, 2015). Heteroskedastisitet påvirker standardfeilene og gjør at eventuelle konfidensintervaller og hypotesetester ikke kan stoles på. For å kontrollere mot heteroskedastisitet ble det gjennomført en Breusch-Pagan-test, der nullhypotesen angir homoskedastisitet, mens alternativhypotesen antyder om det er heteroskedastisitet. Resultatet vi får antyder at det er heteroskedastisitet i dataen. Det er dermed naturlig å anta at det er uobserverbare karakteristikk knyttet til butikkene på en eller annen måte, eksempelvis knyttet til kundepreferanser eller kompetanse hos personalet. Har en Kiwi-butikk stor grad av kompetanse blant personalet, er det rimelig å anta at det vil påvirke feilleddet positivt.

For å korrigere for både autokorrelasjon og heteroskedastisitet har vi gruppert standardfeilene rundt vår enhet. Dette fører til at vi får 34 117 forskjellige klynger. Ved å bruke klyngerobuste standardfeil korrigerer vi for både autokorrelasjon og heteroskedastisitet, noe som gjør at resultatene i større grad kan stoles på.

6.5 Hypoteser

For å kunne besvare problemsstillingen har vi formulert fem hypoteser som ser direkte på effektene av databar. De tre første hypotesene knytter seg til salgsdata og ser på databars effekt på kvantum, salgspris og produktet av disse, altså bruttosalg. Videre knytter de to påfølgende seg til svinndata og ser på effekten av databar på brekkasje og nedprising.

6.5.1 Hypoteser salgsdata

Hypotese 1: Kvantum

For å kunne besvare det første forskningsspørsmålet er det utarbeidet en hypotese knyttet til effekten av databar på kvantum solgt. Hypotesen kan formuleres slik:

H_0 : Δ Kvantum etter databar er innført = 0

H_A : Δ Kvantum etter databar er innført $\neq$ 0

Gitt teori om revenue management og dynamisk prising forventer vi i utgangspunktet at kvantumet solgt av varer som har fått innført databar vil stige. Dette skyldes at man får mulighet til å følge med på varene og får anbefalingsvarsler fra NGFLYT-systemet om når det er anbefalt å prise ned varene. Det burde dermed gi muligheter for å selge flere varer ved bruk av databar. Likevel kan man ha negative effekter på kvantum da full overvåkning fører til at man får enda bedre kontroll på bestillingsvolumet, noe som gjør at man muligens bestiller inn mindre enn man har gjort før produktene fikk innført databar. Vår totale antakelse blir likevel at volum øker.

Hypotese 2: Salgspris

Den andre hypotesen er knyttet til forskningsspørsmålet om databars effekt på pris. Hypotesen utformes slik:

H_0 : Δ Pris etter databar er innført = 0

H_A : Δ Pris etter databar er innført $\neq$ 0

Vi har blandede forventinger om effekten av databar på pris. Med forankring i overnevnt teori vil vi forvente at butikkene er flinkere til å prise ned tidligere ettersom NGFLYT-appen varsler dem. Dette vil føre til at man i større grad har mulighet til å prise ned gradvis til eksempelvis 20-30% rabatt som gjør at man greier å selge varene til en isolert sett høyere pris enn om man skulle priset ned alt til 50%. På den andre siden vil tidligere nedprising føre til at man forhindrer å selge flere varer til fullpris. Totalt sett forventer vi større kontroll på varene i butikk grunnet den utvidete informasjonen databar inneholder. Selv om pris og kvantum

normalt sett er motsetninger, forventer vi også at snittprisen går noe opp på grunn av oversikten man har og muligheten for å drive dynamisk prising.

Hypotese 3: Bruttonsalg

Den tredje hypotesen knytter seg til forskningsspørsmål tre og dermed databars effekt på bruttonsalget. Denne henger i stor grad sammen med de to første hypotesene, men gir et totalbilde av effekten av databar på salg. Hypotesen illustreres under:

$H_0: \Delta \text{ Bruttonsalg etter databar er innført} = 0$

$H_A: \Delta \text{ Bruttonsalg etter databar er innført} \neq 0$

Vi forventer at bruttonsalget som følge av hypotese 1 og 2 samlet vil gå opp. Dette skyldes at databar fremstår som et positivt virkemiddel når det kommer til drift av butikk. Videre gir databar mulighet for dynamisk prising, noe som kan være med å øke kvantum og pris. Effekten av dynamisk prising og revenue management vil dermed påvirke bruttonsalget positivt.

6.5.2 Hypoteser svinndata

Hypotese 4: Brekkasje

Den fjerde hypotesen knytter seg til svinndata og forskningsspørsmålet om brekkasje. Den formuleres slik:

$H_0: \Delta \text{ Brekkasje etter databar er innført} = 0$

$H_A: \Delta \text{ Brekkasje etter databar er innført} \neq 0$

Da NGFLYT og det implementerte databar-systemet gir full oversikt over når hvilke produkter går ut på dato, er forventingen her at databar har en positiv effekt på brekkasje. Da svinn er registrert som et positivt tall, vil en negativ effekt her være positivt. Dette skyldes at man: 1) har forventet salg basert på statistikk, 2) man vet hvor mange produkter man har i hyllen, og 3) man får anbefalinger om nedprisinger (GS1, 2020). Det er dermed forventet at det blir lettere for butikkene å prise ned varer og at matsvinnet reduseres. Dersom man skulle få økt brekkasje kan det enten tyde på at systemet ikke fungerer som forventet eller at kjøpmennene ikke bruker systemet aktivt. Vi forventer uavhengig av dette at brekkasjen reduseres som følge av innføring av databar.

Hypotese 5: Nedprising

Den femte hypotesen omhandler nedprising av varer og forskningsspørsmål fem. Hypotesen formuleres slik:

$H_0: \Delta \text{ Nedprising etter databar er innført} = 0$

$H_A: \Delta \text{ Nedprising etter databar er innført} \neq 0$

Ved nedprising finnes det momenter som trekker i forskjellige retninger. Isolert sett kan det tenkes at bestillingsvolumet optimaliseres grunnet ekstrainformasjonen databar gir (GS1, 2020). En konsekvens av dette vil være at man selger flere produkter til fullpris og at det dermed blir mindre behov for nedprising. En negativ nedprisingseffekt vil være positivt da man isolert sett greier å selge mer til full pris. Likevel kan det tenkes at det også finnes momenter som trekker andre vei. Bedre oversikt kan også føre til at man priser ned tidligere og dermed til at man priser ned et større volum. I datasettet vårt virker det som de fleste nedprisingene er gjort til 50% avslag, som betyr at flere av butikkene ikke utnytter databars fulle potensial, i motsetning til flere Meny- og Spar-butikker. Grunnet dette, samt bedre vareflyt, forventer vi at nedprisingen vil gå ned og at man dermed selger flere varer enn tidligere til fullpris.

6.6 Empiriske modeller

Under vil modellene vi har brukt i denne utredningen bli presentert. Modellene baserer seg på en DiD-tilnærming da dette hjelper å isolere de ønskede effektene. Det har totalt blitt utformet fem modeller som har blitt bygget opp på lik måte. Tre av de knytter seg til salgsdata ved kvantum, pris og bruttosalg, mens de to siste knytter seg til svinndata ved brekkasje og nedprising.

6.6.1 Den generelle modellen

Modellene bygger på de samme uavhengige variablene. De avhengige variablene vises i Tabell 6-1 og viser de fem avhengige variablene som brukes i den generelle modellen. Det presiseres at en positiv verdi av kvantum, salgspris og bruttosalg må tolkes som positivt, da det fører til

Modell 1	Kvantum solgt
Modell 2	Salgspris
Modell 3	Bruttosalg
Modell 4	Brekkasje
Modell 5	Nedprising

Tabell 6-1 :
Modelloversikt

en økning i henholdsvis kvantum solgt, salgspris og totalt bruttosalg. Videre vil en negativ verdi av brekkasje være positivt da man kaster mindre. Til slutt vil en negativ verdi av nedprising også være positivt, da man selger mer produkter til full pris.

Den generelle modellen ser slik ut:

$$1. \ln_{y_{it}} = \beta_0 + \beta_1 D_{it} + \lambda_t + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

Notasjonen i viser til produkt, mens t betegner perioden på ukesnivå. β_0 er konstantleddet i modellen. D_{it} er en dummyvariabel, *etterdatabar*, som har verdien 1 dersom databar er innført på produktet i i uke t , og 0 dersom databar ikke er innført på et produkt. Koeffisienten β_1 viser dermed effekten vi ønsker å se på, da den uttrykker databars effekt på den avhengige variabelen. Tolkningen av β_1 vil dermed være at dersom $D_{it} = 1$, vil databar ha $\beta_1\%$ effekt på den avhengige variabelen. λ_t kontrollerer for de tidsfaste effektene gjennom en ukentlig tidstrend, der t representerer en spesifikk uke i datasettet. De ukentlige effektene fanger opp lineære ukestrender, slik at disse ikke blir fanget opp i *etterdatabar* og dermed gir et feil estimat.

Videre har vi kontrollert for butikk-produkt faste effekter ved å inkludere α_i i regresjonen. Vi anser det som naturlig å gjøre da datasettet inneholder repeterte observasjoner for de forskjellige produktene over tidsperioden. Dette fører igjen til at det sannsynligvis finnes uobserverte effekter som er faste for de forskjellige produktene. Omsetning og plassering av produktene kan være eksempler på disse faste effektene som fanges opp av α_i . Feilleddet, ε_{it} , består av uobserverte karakteristikk som varierer over tid⁵. Eksempler på slike karakteristikk kan være innføring av substitutter og kundepreferanser.

Det er verdt å nevne at det ble forsøkt å inkludere andre forklaringsvariabler i de fem modellene. Blant annet ble det gjort forsøk på å se om det var regionale forskjeller og sesongtrender. Da disse hadde liten, eller ingen effekt, er disse utelatt fra modellen. Som

⁵ Flere grunner for å kontrollere for faste effekter finnes i Appendiks 1: Begrunnelse av metode.

mange er klar over økte volum og bruttosalg sterkt for butikkene under korona. Det ble dermed også forsøkt med en generell Covid-dummy og flere konsentrerte Covid-dummys. Disse hadde ingen innvirkning på selve effekten av databar og ble dermed utelatt fra regresjonen.

6.7 Relabilitet og validitet

Etter man har gjennomført en studie som har benyttet kvantitativ metode er det viktig å vurdere studiens kvalitet. Dette gjøres ved å se på relabiliteten og validiteten (Bjørnnes & Roth Gjevjon, 2019).

Relabilitet knytter seg til nøyaktigheten og påliteligheten av studien (Bjørnnes & Roth Gjevjon, 2019). Dette handler om hvilke data som er brukt, hvordan dataen er samlet inn og til slutt hvordan dataen har blitt bearbeidet. I denne masterutredningen har vi brukt data som er innsamlet av NorgesGruppen, som er med på å styrke relabiliteten. NorgesGruppen må ses på som en pålitelig kilde der dataen de samler inn har høy kvalitet. Bearbeidingen har inkludert generering av nye variabler, der mengdevariabelen er spesielt viktig. I tillegg har det blitt fjernet støy for å kunne besvare våre problemstillinger. Bearbeidingen har blitt gjort for å heve kvaliteten på datasettet på best mulig måte. En kan dermed argumentere for at utredningen har en sterk relabilitet.

Validitet handler om i hvilken grad man ut fra resultatene fra en studie kan trekke gyldige slutninger om det man har som formål å undersøke (Dahlum, Validitet, 2021). Altså i hvilken grad våre funn faktisk beskriver virkeligheten. Her skiller man mellom indre og ytre validitet (Bjørnnes & Roth Gjevjon, 2019). Indre validitet handler om å trekke en holdbar slutning mellom en uavhengig variabel og en avhengig variabel. Det skal altså være en kausal sammenheng mellom disse to variablene. Hvorvidt vi har indre validitet avhenger av om man har en felles trend mellom behandlingsgruppen og kontrollgruppen før databar blir innført. Vi har argumentert for at noen av de parallelle trendene er mindre parallelle enn ønskelig derfor vil vi i tillegg utføre en hendelsesstudie for å bekrefte at vi har indre validitet.

Ytre validitet handler om hvor gyldig resultatene er for hele populasjonen, altså om våre resultater kan generaliseres og overføres til å gjelde alle Kiwi-butikker. Vi har data fra 

Kiwi-butikker fra hele landet, noe som kan argumenteres for å være et representativt utvalg. Det gjør at vi med stor sannsynlighet kan konkludere med at utredningen har ytre validitet.

7. Analyse og resultater

Dette kapittelet starter med en gjennomgang av deskriptiv statistikk før vi videre presenterer resultatene. Vi vil gjennomgå resultatene fra salgsdataen først, før vi går videre til svinndataen. Til slutt lager vi et estimat på effekten av databar gitt resultatene fra begge datasettene.

7.1 Deskriptiv statistikk

Vi vil i dette delkapittelet beskrive forskjellige karakteristikk ved de to datasettene vi har ved hjelp av figurer. På x-aksen har vi vår tidsperiode som vil være lik for alle figurene knyttet til den avhengige variabelen. Y-aksen vil for alle figurene være logaritmen til hver enkelt avhengige variabel. Mørk blå linje vil i hele delkapittelet være behandlingsgruppen vår, altså de produktene som enten skal få eller har fått innført databar. Lys blå linje vil være de produktene som ikke får databar i det hele tatt. Den svarte vertikale linjen viser når første produkt fikk lansert databar.

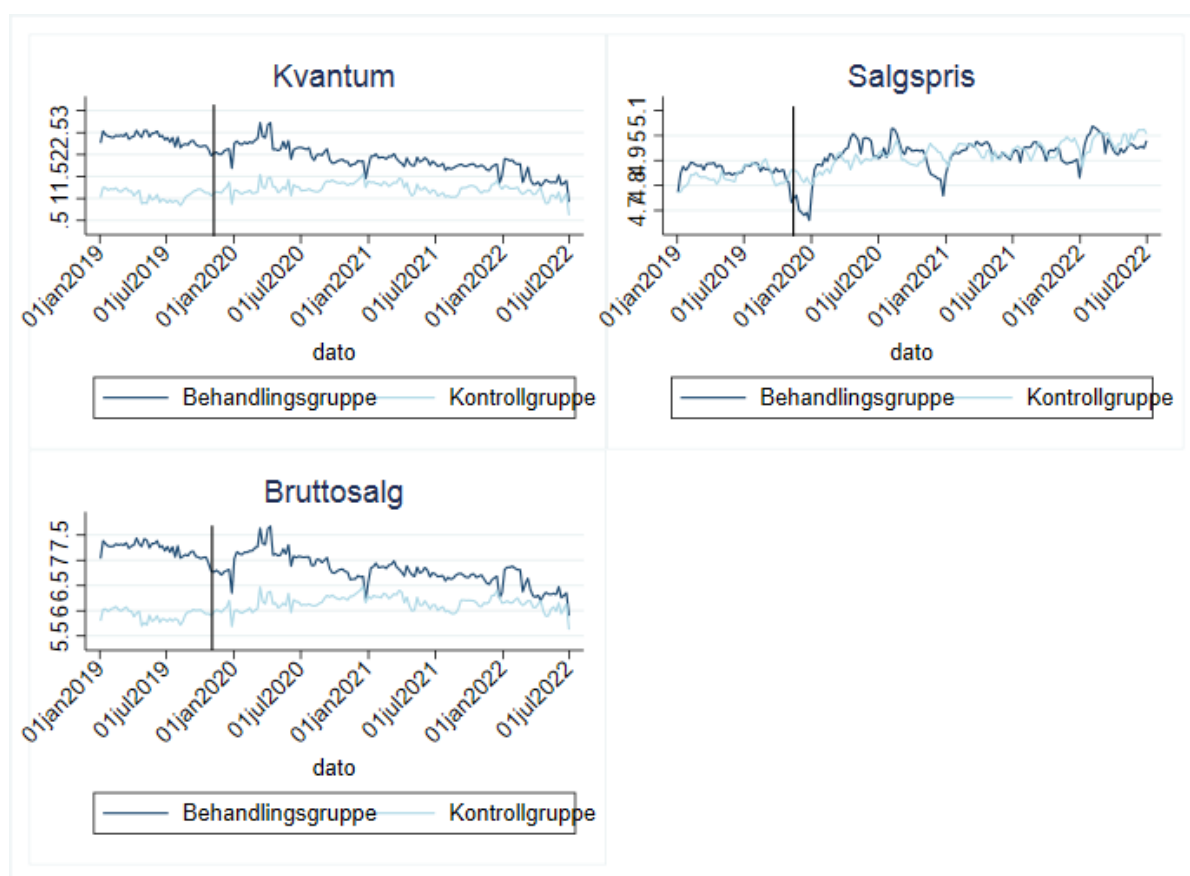
7.1.1 Utvikling i salgsdata

Utviklingen i salgsdataen for kvantum, salgspris og bruttosalg vises i Figur 7-1 nedenfor. Kvantum solgt vises i venstre hjørnet i figuren. Kontrollgruppen forholder seg i snitt forholdsvis likt over hele perioden. Likevel ser vi en økning i kvantum rundt mars 2020 som holder seg oppe omtrentlig ett års tid. Dette er ikke et unaturlig funn da det var da koronapandemien brøt ut og man handlet mer mat ettersom man eksempelvis ikke kunne dra ut for å spise. Når vi beveger oss over til behandlingsgruppen ser vi en sterk økning utover året i 2020. Kvantum solgt faller nærmest gradvis gjennom resten perioden. Grunnen til dette kan skyldes bedre bestillingsrutiner, da NGFLYT gjennom sitt system har god data for hvor mange produkter som blir solgt til enhver tid. Dette vil bli diskutert videre under resultater.

Utviklingen for salgspris ses i høyre hjørne i Figur 7-1. Etter lanseringen av de første databarproduktene ser man en svakt oppadgående trend for begge gruppene. Selv med den svake oppadgående trenden ser man at salgsprisen faller for kontrollgruppen rundt nyttår hvert år, men enda mer for behandlingsgruppen. To ganger i året justeres prisene fra leverandørene til dagligvarebransjen (Bøe, Bach, & Brunborg, 2022). Disse justeringene skjer 1. februar og 1. juli hvert år. Fra figuren ser vi spesielt at prisene toppes i juli for å gradvis synke til nyttår.

Prisene er ofte høyere etter prisjustering fra leverandørene for å ha en buffer utover året som gjør at de har muligheten til å redusere priser frem til neste prisjustering.

Til slutt skal vi se på bruttosalg, nederst i Figur 7-1. Denne likner på den vi observerte hos kvantum. Vi får en sterk økning i behandlingsgruppen utover året i 2020, men for resten av perioden faller salget. De samme argumentene som brukt under kvantum gjelder her. Samlet sett ser det ut til at effekten databar har på kvantum og bruttosalg er negativ, mens effekten er mer usikker for salgspris.



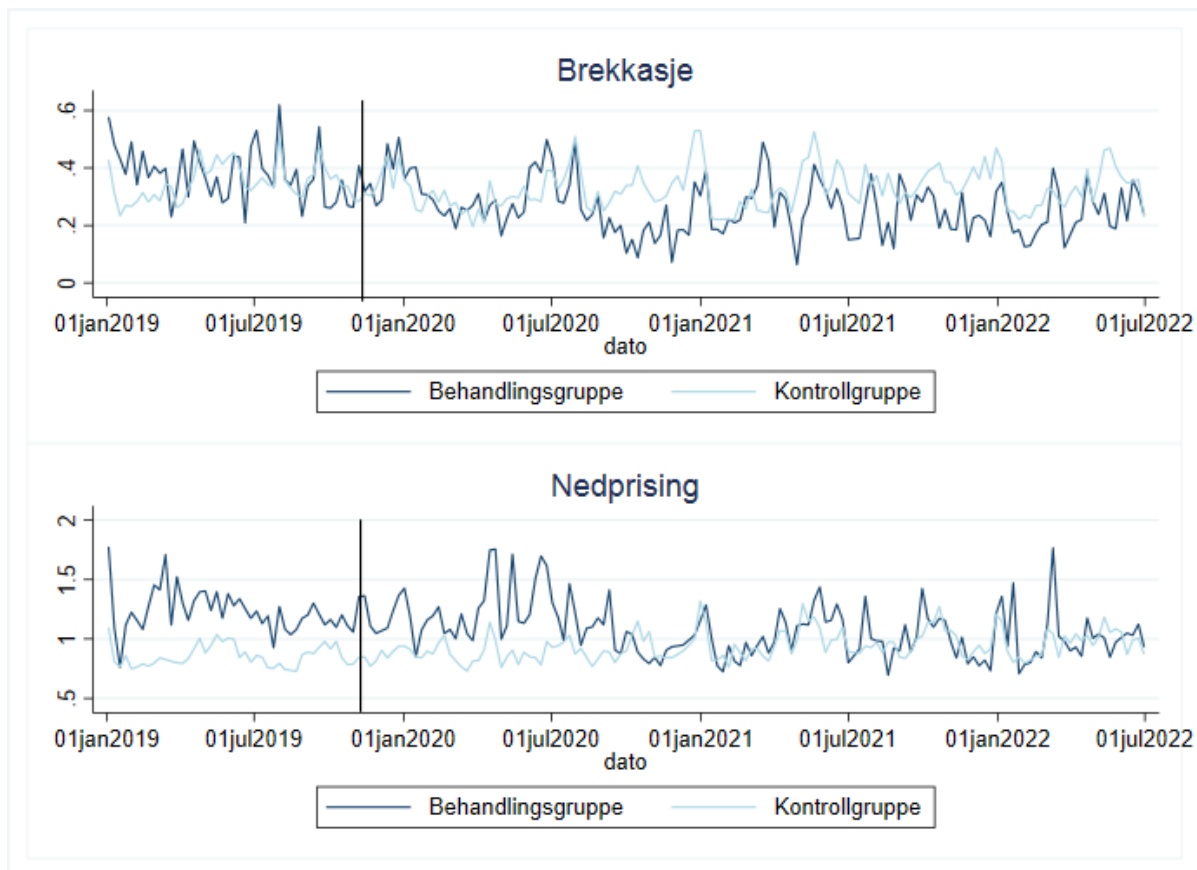
Figur 7-1 : Utviklingen av de avhengige variablene i salgsdata

7.1.2 Utvikling i svinndata

Utviklingen til svinndataen vises i Figur 7-2. For både brekkasje og nedprising virker det ikke som om det er sesongtrender, men at det er mer tilfeldig når ekstremobservasjonene oppstår. For brekkasje ser man selv med variasjonen som finnes at det virker som om trenden til behandlingsgruppen er negativ, noe som kan tyde på at effekten til databar er negativ. Dette

betyr at brekkasje reduseres for databarprodukter. Kontrollgruppen beveger seg omtrent på samme nivå hele perioden.

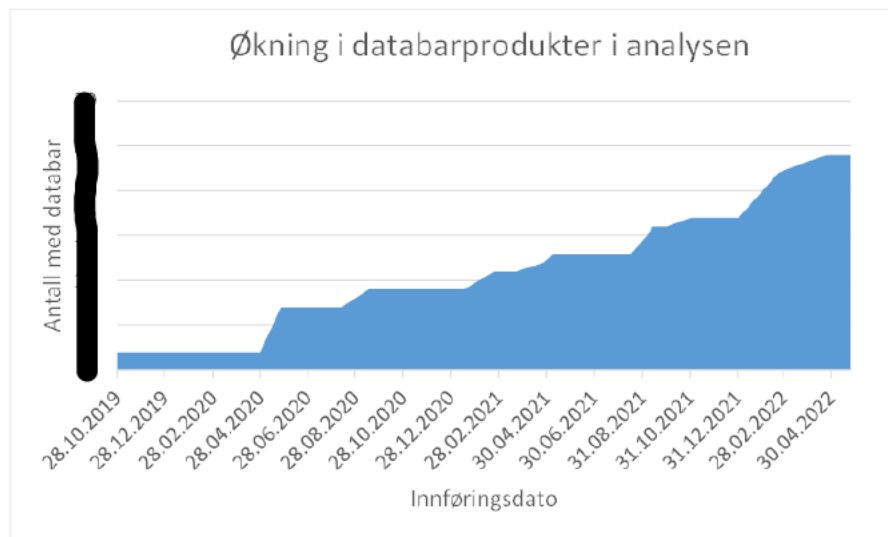
Utviklingen i nedprising til behandlingsgruppen virker å være svakt negativ, som kan tyde på at man priser ned færre produkter som inneholder databar. Ut fra kontrollgruppen virker det som om det ikke har skjedd store endringer i nedprising over perioden, i så fall er den svak trend mot at man priser ned flere varer nå enn hva man gjorde i 2019.



Figur 7-2 : Utvikling av de avhengige variablene i svinndata

7.1.3 Oversikt databar

Figur 7-3 viser utviklingen i antall databarprodukter i analysen. I og med at tiltaket er innført på produkter er det rimelig å anta at det har blitt innført i alle butikker samtidig. Det kan likevel være små feilkilder knyttet til innføringen da det ikke er gitt at hver butikk nødvendigvis tar inn hvert produkt akkurat den uken tiltaket blir innført. Dette kan føre til små lokale feil for noen av butikkene rundt innføringsdato. Da vi ikke har noen måte å kontrollere dette på har vi gjort en antakelse om at alle produkter solgt etter innføring har databar.



Figur 7-3 : Viser utviklingen av databarprodukter inkludert i analysen

Databar ble først innført i uke 44 i 2019. Det ble da innført på ■ kjøttdeigprodukter. Antallet økes til ■ produkter i uke 22 i 2020. Antall produkter økes sakte med sikkert videre frem mot uke 17 i 2022. Det totale antallet databarprodukter er ■ i vårt datasett, og består for det meste av forskjellige storfe- og svineprodukter. Etter rydding av utgående produkter er den reelle analysen på ■ produkter. En oversikt over de inkluderte databarproduktene i utredningen vises i Appendiks 2: Oversikt produkter med databar. Det er viktig å nevne at antall databarprodukter er økende og at man forventer nye lanseringer utover 2022.

7.2 Resultater salgsdata

Under kommer en utredning om de forskjellige resultatene knyttet til salgsdataen. For å gjøre det mest mulig presist vil vi som tidligere begynne å forklare databars effekt på kvantum. Dette vil så etterfølges av en diskusjon knyttet til resultatet. Diskusjonen vil knyttes opp mot hypoteser og relevant teori. Alle de tre regresjonene i salgsdata er basert på 1 594 141 observasjoner, hvorav 128 483 av disse er i behandlingsgruppen. *Etterdatabar* er koeffisienten som viser effekten av tiltaket. Tabell 7-1 viser regresjonen.

Tabell 7-1 : Resultater salgsdata

	(1) ln_kvantum	(2) ln_salgspris	(3) ln_bruttosalg
etterdatabar	Neg*** (-6.13)	Pos*** (16.17)	Neg** (-2.82)
_cons	Pos*** (112.46)	Pos*** (1817.94)	Pos*** (696.84)
N	1594141	1594141	1594141

t statistics in parentheses

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

7.2.1 Resultat kvantum

I regresjon (1) ser vi hvordan kvantum solgt påvirkes av de uavhengige variablene. Vi ser at effekten av databar er negativ på kvantum dersom tiltaket er innført på et produkt. Dette er signifikant på et 1%-nivå. Regresjonen viser et redusert kvantum på [REDACTED] på produktene som har fått innført databar. Tilsynelatende antyder dette en negativ effekt av databar, noe som ikke er i henhold til forventningene om en økning i kvantum.

7.2.2 Diskusjon kvantum

Spørsmålet vi ønsket å besvare under kvantum knytter seg til om at databar endrer kvantum solgt etter at man har innført databar. Ut fra resultatene er det klart at nullhypotesen om ingen endring i kvantum kan forkastes. Det ble diskutert under hypotesene at det man hadde mulige momenter som trakk i begge retninger for kvantum. I utgangspunktet tenkte vi at databar kunne føre til en økning i kvantum.

Resonnementet bak forventningen om økning i kvantum skyldes muligheten for dynamisk prising og revenue management (GS1, 2020). Ved dynamisk prising vil man kunne nå ut til flere mennesker da man kan justere prisene ut fra markedet (Bodea & Ferguson, 2014). Liknende pilotprosjekter i Italia viser at algoritmene kan finne en optimal pris slik at man kan selge varer til redusert pris ut fra utløpsdato (GS1, 2020). Det er da naturlig å tenke at salget vil kunne øke av produktene der dette er muliggjort. En forutsetning her er at man faktisk tar i bruk den dynamiske prisingen. I Meny- og Sparbutikker ser man ofte at varer er priset ned med 20-30% i starten før man senere priser de ned til 50%. I Kiwi-butikker, ut fra våre data,

er mesteparten av nedprisingen gjort til 50%. Det kan dermed tenkes at man her mister en del av volumet som kunne ha blitt solgt da det blir priset ned for sent.

Videre kan det tenkes et negativt resultat på kvantum er utelukkende negativt da man selger mindre av produktene som har fått innført databar. Man kan dog se dette opp mot revenue management der historiske salgsdata blir brukt for å predikere etterspørselen (Talluri & Van Ryzin, 2004). Det kan dermed bety at NGFLYT i større grad greier å predikere etterspørselen når man får tilgang til den nye informasjonen databar gir, altså en oversikt over hvor mange produkter man forventer å selge før varen går ut på dato (GS1, 2020). Dette gjør at bestillingsvolumet i større grad blir tilpasset hver butikk, slik at man optimaliserer salget. Det kan bety at butikkene tidligere, altså før databar ble innført, har hatt for store lagerbeholdninger, og at kvantum solgt etter at databar ble innført reduseres som en konsekvens. En reduksjon i kvantum kan dermed ikke ses på som utelukkende negativt, men det må vurderes i sammenheng med de andre analyserte avhengige variablene.

Problemet med å optimalisere salget i for stor grad er at man går glipp av salgstoppene. Med salgstopper menes det at man i noen tilfeller selger en mye større andel av en vare grunnet en uforventet hendelse. Sesongvarer er typiske eksempler på slike produkter. På sommeren kan det være store svingninger i salget avhengig av været. Dersom NGFLYT gir indikasjon om et gjennomsnittlig salg uten å ta værbehold, vil man potensielt gå glipp av salg, eller ha for stor varebeholdning. Det er dermed sannsynlig at dette har en innvirkning på resultatene, men der er uvisst hvor stor innflytelse dette faktisk har.

En annen mulig forklaring for den negative effekten kan være underskudd av storfe- og svinekjøtt grunnet økt etterspørsel (Landbruksdirektoratet, 2022). Etterspørselsøkningen kom som en konsekvens av stengte grenser og følgelig færre utenlandsreiser. Store deler av perioden vi analyserer bærer dermed preg av høyt salg og leveringsproblematikk grunnet Covid-19. En konsekvens av dette kan være tomme butikkhyller for noen produkter der produksjonsprioriteringer har gått utover enkelte produkter. Dette kan igjen ha ført til at noen produkter hadde unaturlig høyt salg, mens andre produkter opplevde et redusert salg grunnet problemene.

7.2.3 Resultat salgspris

Regresjon (2) viser hvordan salgsprisen påvirkes av de uavhengige variablene. Effekten av databar på pris er positiv på et 1%-signifikansnivå og nullhypotesen kan dermed forkastes. Regresjonene viser at dersom et produkt har fått innført databar øker den generelle prisen med █%. Dette antyder at man greier å få mer igjen for produktene som har fått innført databar, sammenlignet med produkter som ikke har fått innført databar.

7.2.4 Diskusjon salgspris

Hypotesen til salgspris knyttet seg til at man ser en endring i pris for produktene som får innført databar. Resultatene over viser at databar har en positiv effekt på pris. Dette er i utgangspunktet et positivt resultat for Kiwi og NorgesGruppen. Nesten █% økning i pris er mye, gitt marginene bransjen opererer med. Gjennomsnittlige driftsmarginer for bransjen i perioden 2007-2016 var kun 1,9% i henhold til en rapport fra Menon Economics (Wifstad, Jenssen, Eide, Grunfeld, & Skoglig, 2018). En █% økning i pris på et produkt som har fått innført databar vil knytte seg direkte til driftsmarginen og er utelukkende positivt for NorgesGruppen dersom man ser på effekten isolert.

Det kan være flere grunner til at man kan ha fått økt salgsprisen etter at databar ble innført. Deriblant kan dette til en viss grad knyttes opp til refleksjonen under kvantum og revenue management. Dersom butikkene i større grad får kontroll over bestillingsrutinene sine, vil dette igjen føre til at man greier å selge mer til fullpris. Dette gjør at man vil kunne slippe å prise ned eller kaste varer. Dette fører følgelig til at man får mer igjen for produktene og dermed får en positiv økning i pris.

Drar man refleksjonen videre til nedprising i form av dynamisk prising vil NGFLYT-appen varsle dersom varer som har databar er forventet å gå ut på dato før man får solgt de (Krakk, 2022). Man vil dermed kunne selge flere av varene man har på lager, dog gjerne til en lavere pris. I korte trekk gir dette butikkene mulighet til å prise dynamisk ut fra hvor mange som er forventet solgt. For butikkene er det bedre å få eksempelvis 20 kroner for en pakke med kjøttdeig enn at den må kastes. Videre er det bedre å selge en vare til 20% rabatt tre dager før utløpsdato, enn til 50% den dagen varen går ut. Spørsmålet blir igjen om Kiwi-butikkene i stor nok grad tar dette i bruk.

Uansett hvor gode prognoser man har, kan man ikke spå fremtiden. Selv om databar gir mulighet til å prise ned tidligere gjennom de forskjellige typene varsler, kan dette føre til at varer blir priset ned i større grad enn det som egentlig er behovet. Dette vil gjerne være spesielt vanskelig å ha kontroll på når det kommer til produkter som avhenger mye av eksempelvis vær og sesong. Vi la som nevnt inn en sesongtrend da noen av databarproduktene er typiske sommerprodukter og juleprodukter, men totaleffekten hadde lite å si for den totale effekten av databar. Eksempler på slike produkter kan eksempelvis være hamburgere og medisterdeig. Bestillingsvolumet blant disse kan gjerne være enda vanskeligere å kontrollere da de avhenger av utenforstående variabler som er vanskelig å kontrollere for. Dette kan igjen føre til at man enten priser ned for mye eller for lite.

7.2.5 Resultat bruttosalg

Bruttosalg viser effekten av nedprising og kvantum solgt, da pris multiplisert med kvantum blir bruttosalg. Resultatene av *regresjon (3)* vil dermed ha sterk sammenheng med de ovenfornevnte. Fra regresjonen ser man at bruttosalg er signifikant negativt på et 1%-nivå. Vi kan dermed forkaste nullhypotesen om ingen effekt. Databar har i henhold til våre analyser ført til en nedgang i bruttosalg på ███%. Dette står ikke i henhold til våre opprinnelige forventninger.

7.2.6 Diskusjon bruttosalg

Hypotesen knyttet til bruttosalg knytter seg til om databar vil føre til en endring i bruttosalg. Fra våre hypoteser om kvantum og salgspris forventet vi i utgangspunktet at bruttosalg skulle stige. Det er naturlig i etterkant når vi har fått resultatene fra de to andre regresjonene at bruttosalg reduseres

Diskusjonen knyttet til bruttosalg vil ligge tett opp mot de tidligere resonnementene under kvantum og salgspris og vil ikke gjentas i stor grad for å hindre repetisjon. Som tidligere nevnt har vi momenter som drar i to retninger på både salg og kvantum. Blant disse er innkjøpskvantum og bruk av NGFLYT-appen til varslinger. Det som blir utslagsgivende på bruttosalg er reduksjonen i kvantum og refleksjonene knyttet til den faktoren. En prisøkning greier ikke å gjøre opp for reduksjonen i kvantum og man får dermed en negativ effekt på

bruttosalgset. Selv om vi ikke her får de ønskede effektene, må disse ses i sammenheng med resultatene under svinndataen, noe vi kommer tilbake til i estimatet under.

7.3 Resultater svinndata

Vi vil nå se på resultatene knyttet til svinndataen. Først ønsker vi å se på resultatene fra brekkasje med en diskusjon rundt disse, før vi avslutter med nedprising. Diskusjonen vil her også knyttes opp mot hypoteser og teori. Tabell 7-2 viser resultatene for svinndata. Det er 110 382 observasjoner knyttet til brekkasje, mens antallet til nedprising er 338 108.

Tabell 7-2 : Resultater svinndata

	(4) ln_brekkasje	(5) ln_nedprising
etterdatabar	Neg*** (-5.39)	Neg*** (-4.13)
_cons	Neg*** (-13.73)	Pos*** (27.40)
N	110382	338108

t statistics in parentheses

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

7.3.1 Resultat brekkasje

Vi kan observere at effekten er negativ på brekkasje og er signifikant på et 1%-nivå. Regresjon (4) viser en reduksjon av brekkasje på ■■■% for produkter som har databar. Dette er i henhold til forventningene om at man kaster mindre varer for produkter som har fått innført databar.

7.3.2 Diskusjon brekkasje

Hypotesen knyttet til brekkasje omhandlet hvorvidt brekkasje endret seg for produkter som fikk innført databar. Resultatene over viser en negativ effekt på brekkasje, og er positivt for Kiwi. Reduksjonen vi ser kan først og fremst skyldes bedre bestillingsrutiner ved bruk av revenue management gjennom NGFLYT. Ved bedre bestillingsrutiner vil butikkene i større grad kunne selge alle varene på lager sammenlignet med hva de klarer for produkter som ikke har databar. Meny, som er en del av paraplykjeden NorgesGruppen, kan rapportere om

liknende funn (Matvett, 2020). Deres pilotprosjekt på databarprodukter ga en samlet matsvinnreduksjon på 18% i økonomisk verdi fra 2019 til 2020 på utvalgte produkter. Tiltaket med databar viser at kjøpmennene sparer både tid og penger. Databar gjør det også enklere å holde oversikt over produktene som er i butikkhyllen. Det inkluderer at det blir lettere å rullere varer slik at varene med dårligst dato blir solgt først. Dette vil være med å påvirke reduksjonen i brekkasje som vi ser.

Det å redusere brekkasjen er ikke bare økonomisk positivt for NorgesGruppen, men også positivt med tanke på å kunne nå målene som er satt for reduksjon av matsvinn. Innføringen av dette systemet er en bidragsyter for at NorgesGruppen nettopp skal kunne redusere matsvinnet med 50% innen 2030 (Matvett, 2021a). Databar er derfor et godt tiltak for å kunne nå målene om reduksjon av matsvinn.

7.3.3 Resultat nedprising

Vi ser fra *regresjon (5)* over at effekten er negativ for nedprising og er signifikant på et 1%-nivå. Regresjonen viser en reduksjon av nedprising på ■■■% for produkter med databar. Dette er i henhold til forventningene våre, da vi antok at systemet ville bidra til at man priset ned færre varer.

7.3.4 Diskusjon nedprising

Hypotesen vår til nedprising knyttet seg til hvorvidt nedprising i kvantum endret seg for produkter som fikk innført databar. Vi antok at vi ville ha en reduksjon i antall nedprisinger for databarprodukter da databar på grunn av gode bestillingsrutiner ville føre til at man solgte flere varer til fullpris. Det er viktig å presisere at nedprising må ses i sammenheng med kvantum solgt, da en reduksjon i kvantum påvirker nedprising i kvantum (Regjeringen, 2017).

NGFLYT vil ved hjelp av databar kunne brukes til å bestille inn et enda mer presist kvantum enn hva man kan for produkter uten databar. Reduksjonen kan dermed skyldes at varene selges før det blir nødvendig å prise de ned. Vi ser derfor at gode salgsprognoser fra NGFLYT bidrar til den effekten vi ser på nedprising. Momenter fra diskusjon om kvantum og salgspris vil også kunne benyttes her. Økningen i salgspris er med på å underbygge antakelsen om bedre bestillingsrutiner da det virker som om databar gjør at man selger flere produkter til fullpris. Det at nedprisingen minker har også sammenheng med at vi får en reduksjon av kvantum. Det

er naturlig at man priser ned færre varer når man selger mindre. I tillegg er også momentet med at det blir lettere å rullere relevant ved at man unngår unødvendig nedprising.

Selv om resultatene våre viser en reduksjon i nedprising for databarprodukter, er det ikke gitt at nedprisingsandelen ikke bør øke. Som nevnt tidligere virker det som om Kiwi fortsatt priser ned mange av varene sine til 50%. De har i mindre grad tatt i bruk prisdiskriminering for ulike kundegruppene, noe som burde være mulig gitt informasjonen de har i Trumf- og Kiwipluss-appen (GS1, 2020). Appene gjør det mulig å finne informasjon om kundegrupper, slik at tredjegrads prisdiskriminering kan brukes. Dette kan gjøres i sammenheng med nedprising, der man gir ut kuponger på et gitt produkt i en gitt butikk til en gitt kundegruppe, slik at inntjeningen maksimeres. Selv om dette vil kunne øke nedprisingskvantum, kan det fortsatt ha en positiv effekt på bruttosalg. Det er dermed et forbedringspotensial ved å drive aktiv prisdiskriminering, men dette må dog ses i sammenheng med endring i bruttosalg.

Videre er det også mulig å ta i bruk dynamisk prising der de aktivt priser ned til eksempelvis 20-30% i stedet for 50%. Databar gjør det enklere for kjøpmennene å holde oversikt over varer som nærmer seg utløpsdato. Varslingssystemene er viktig for å tidlig kunne si ifra dersom det er produkter som man har mye av, men som selger lite i en periode. Eksempelvis vil gule varsler bidra til å begynne med nedprisingen av varer tidligere. Produktene kan i større omfang prises ned gradvis i motsetning til å kun få en 50% nedprising dagen før utløpsdato. Dette kan bidra til at produkter man ellers har måttet kaste nå faktisk blir solgt. En konsekvens av dette kan være økt nedprisingsandel, men bedre resultater totalt sett.

7.4 Totalt estimat

For å se en samlet effekt av databar har vi regnet ut et totalt tallestimat av effekten til databar. Estimaten er regnet ut ved hjelp av resultatene vi har fått i de foregående regresjonene der vi har tatt utgangspunkt i effekten på produkter som har fått innført databar. Det er viktig å presisere at dette er et omtrentlig anslag og at det bygger på mange forutsetninger. For det første har vi tatt utgangspunkt i en bruttomargin på kjøtt- og fjørfevarer på 5% ut fra statistikk fra SSB (Statistisk Sentralbyrå, 2000). Dette gjøres fordi vi ønsker å se effektene av databar på bunnlinjen til Kiwi. På grunn av manglende bruttopriser per produkt er estimaten for nedprising og brekkasje basert på salgsprisen. Salgsprisen er som nevnt tidligere i oppgaven

regnet ut på grunnlag av solgt kvantum, som inneholder både produkter solgt til fullpris og nedprisede produkter. Følgelig vil bruttoprisen bli lavere i ukene der man har produkter i en spesifikk butikk som er nedpriset. Det antas i tillegg at all nedprising er gjort til 50%. Vi har sjekket gjennom datasettet og det ser i stor grad ut til å stemme. Gitt dette mener vi at estimatet gir en pekepinn på databars totale effekt i kroner gitt den dataen vi har.

Vi legger til grunn 1 594 141 observasjoner. Av disse er 128 483 i behandlingsgruppen og er de som er sentrale å se på når det kommer til estimatet. Snittet for bruttosalg for produkter e

$$1) \text{Bruttoinntekt}_{\text{databar}} = \text{[redacted]}$$

Det som er interessant for estimatet er bruttoinntekten gitt at produktet har fått databar, da det er her vi ser hva NorgesGruppen taper eller tjener på bunnlinjen. Som nevnt er varekostnaden 95% av bruttoinntekten. Den reelle inntekten knyttet til databarprodukter er dermed:

$$2) \text{Reell}_{\text{bruttofortjeneste}} = \text{[redacted]}$$

Videre viser våre analyser over at databar fører til en nedgang på [redacted]% i bruttosalg for produkter som har fått innført databar. Det vil si at dersom man ikke hadde innført databar kunne man solgt for:

$$3) \text{Potensiell}_{\text{bruttofortjeneste}} = \text{[redacted]}$$

Den estimerte nedgangen i bruttomargin knyttet til innføring av databar er dermed:

$$4) \text{Potensiell}_{\text{gevist}} = \text{[redacted]}$$

På samme måte som man har en negativ effekt på bruttosalg, har man en positiv effekt på både brekkasje og nedprising. Liknende utregninger kan gjøres for både brekkasje og nedprising. Utregningene blir omtrent like, bare at man her lager en bruttopris som man tar utgangspunkt i og multipliserer med nedpriset eller kastet kvantum.

Til å begynne med kan man regne ut en effekt på brekkasje. Det er 9814 brekkasjeobservasjoner i behandlingsgruppen, mens det er 100 568 observasjoner i kontrollgruppen. Snittet for brekkasjekostnaden til databarprodukter er [redacted]. Regner man på tilsvarende måte som tidligere får man:

$$5) \text{ Brekkasjekostnad}_{\text{databar}} = \text{[redacted]}$$

Det er igjen relevant å se på kostnadene knyttet til svinnet av databar. Hadde man ikke hatt databar hadde man svinnet [redacted]% mer enn før. Vi får dermed en kroneeffekt tilsvarende:

$$6) \text{ Potensiell brekkasjekostnad} = \text{[redacted]}$$

Differansen blir dermed:

$$7) \text{ Differanse brekkasje} = \text{[redacted]}$$

Vi legger igjen til grunn av at 95% av kostnaden knyttet til varen er varekostnad, så det reelle beløpet de har spart ved å innføre databar er:

$$8) \text{ Faktisk besparing} = \text{[redacted]}$$

Liknende effekter ses også på nedprising. Her er det 29 768 observasjoner med databar og 308 340 uten. Snittprisen her er regnet ut fra bruttoprisen som er regnet ut på samme måte som bruttoprisen under brekkasje, bare med andre observasjoner i dette tilfellet. Bruttoprisen er så ganget med 0,45 for å ta høyde for bruttomarginen på 5% og at produktet er solgt til halv pris. Resonnementet er som følger: dersom et produkt eksempelvis koster 100 kroner, betaler butikken 95 kroner for dette produktet. Tapet ved å selge varen til halv pris er da 45 kroner som tilsvarer 45%. Nedprising gir et gjennomsnittlig tap på [redacted] per observasjon. Her poengteres det at det er noen observasjoner som er over ett kilo og noen som er under. Dette er tatt høyde for i prisen:

$$9) \text{ Faktisk nedprisingtap} = \text{[redacted]}$$

Siden man med databar greier å selge [redacted]% ekstra varer til full pris, ville kostnadene dersom disse produktene ikke hadde hatt databar vært:

$$10) \text{ Potensielt nedprisingtap} = \text{[redacted]}$$

Fra disse tallene kan man dermed finne besparelsen ved å innføre databar på nedprising:

$$11) \text{ Faktisk besparing} = \text{[redacted]}$$

Det vil si at NorgesGruppen har hatt en besparelse på [REDACTED] når det kommer til nedprising av databarprodukter.

Ved å summere likning 4), 8) og 11) kan vi dermed gi et totalt estimat på hva slags konsekvens databar har hatt. Summen av likningene blir [REDACTED]. Det tilsvarer reduksjon på [REDACTED]% av den totale bruttofortjenesten. Dette antyder at databar har en svakt negativ effekt totalt, men prosentandelen er nærme null og observasjonene er mange. Dermed stiller vi oss tvilsomme til at dette tallet er signifikant forskjellig fra null. Videre påpekes det at estimatet er basert på gjennomsnittsverdier og alle de nevnte antakelsene over. Resultatet kan likevel ses i sammenheng med resten av analysene der vi har momenter som trekker i begge retninger.

7.5 Estimatenes pålitelighet

Når vi videre skal se på estimatenes pålitelighet er det flere sentrale momenter som er verdt å diskutere. Analysene våre er basert på en rekke forutsetninger som vil drøftes under. Videre vil resultatet knyttet til hendelsesstudiet presenteres og vurderes om det kan tolkes kausalt. På grunn av usikkerhetsmomenter knyttet til estimer og noe støy som påvirker resultatene, bør man tolke resultatene med varsomhet.

7.5.1 Tilfeldig innføring av databar på produktene

Noe som er med å påvirke den kausale tolkningen av resultatet er spørsmål om hvorvidt tiltaket er innført på tilfeldige produkter eller ikke. Ut fra oversikten i Appendiks 2: Oversikt produkter med databar er det mye som tyder at på databar er innført på en del produkter med høyt salgsvolum i starten, men at det jevner seg ut over tid. Det er også flere sesongprodukter inkludert, samt at det er databarprodukter fra syv forskjellige undergrupper. Dette gjør at det sannsynligvis er brudd på tilfeldig innføring noe som kan være en svakhet i de presenterte resultatene.

7.5.2 Salgsdata

Det største spørsmålet knyttet til salgsdataen er noe udefinerbart støy som ikke forsvinner uavhengig av hvilke forklaringsvariabler som legges til, eksemplifisert med bruttosalg. Vi finner at to av undergruppene som inneholder databarprodukter er trøblete. Disse to

undergruppene er «FARSER FERSKE» og «SVIN FERSK UBEARBEIDET». Disse gir en isolert databareffekt på bruttosalg på ■■■% og ■■■%. Dersom vi sletter undergruppene går bruttosalg fra ■■■% til ■■■%. Vi har valgt å inkludere disse i regresjonen, da det ikke finnes et klart argument til hvorfor de bør fjernes. Med mer informasjon om eksempelvis kampanjeperioder kunne man isolert ut disse effektene, slik at støy blir redusert. Kausaliteten til *etterdatabar* i salgsdataen påvirkes dermed i en viss grad.

Videre er salgsdataen basert seg på antakelser der vi blant annet kun ser på eksisterende databarprodukter og ikke utgåtte databarprodukter. Dette gjøres da utgåtte databarprodukter har med seg et negativt moment, og når om lag $\frac{1}{4}$ av databarproduktene allerede var utgått, er disse blitt fjernet fra analysen. Det skyldes at det er lite sannsynlig at $\frac{1}{4}$ av produktene i kontrollgruppen er utgått. Dette har vi ikke informasjon om, men ut fra egen butikkerfaring er det lite sannsynlig at det samme gjelder for kontrollgruppen. Videre har vi ingen informasjon om hva som skjer dersom eventuelle substitutter blir innført eller er på tilbud. Dersom vi oppsummerer kan det ligge noe støy i dataen som kan påvirke den kausale tolkningen av resultatene.

7.5.3 Svinndata

Slik det ble nevnt i kapittel 5 var det noen grunnleggende problemer med svinndataen som ble presentert. I motsetning til salgsdataen manglet det i svinndataen informasjon om mengdevarene, slik at disse ikke var svinnet i kilo, men antall. Den beste tilnærmingen ble da å basere seg på omtrentlig verdi som var nevnt i vareteksten og der det ikke var omtrentlige verdier, måtte varen droppes. Det gjør at vi utelater observasjoner som kunne hatt implikasjoner for resultatet. I tillegg er ikke omtrentlige verdier synonymt med faktiske verdier. Basert på egne butikkerfaringer er vi klar over at disse problematiske vektvarer varierer i vekt og ligger ofte over, eller under, snittverdien. Dette vil spesielt ha implikasjoner på butikknivå. Vi mener tilnærmingen som er gjort er tilstrekkelig og mer nøyaktig enn om vi bare skulle analysert alt i antall, men resultatet bør likevel tolkes med en viss grad av varsomhet.

I analysen valgte vi å skille mellom brekkasje og nedprising, i stedet for å analysere svinn generelt. Dette mener vi gjør at vi kan tolke resultatene med større grad av kausalitet, da de to typene svinn representerer to vidt forskjellige svinnårsaker og gir et større bilde av den faktiske

effekten til databar. Videre droppet vi blant annet svinobservasjoner som «Veldedighet» og «Retur». Det er vanskelig å anslå om returnerte varer har blitt lagt i hyllen igjen for så å bli solgt eller om de i etterkant har blitt svinnet som brekkasje. I tillegg er det usikkert om «Veldedighet» innebærer om det er ferskvarer eller nedprisede varer man gir bort. Dersom vi hadde tatt inn disse observasjonene som «Brekkasje», som det i en grad kan argumenteres for å gjøre, ville dette følgelig hatt implikasjoner for resultatet.

7.5.4 Estimatet

Under estimatet i kapittel 7.4 er det presisert at det må tolkes med stor grad av varsomhet. Den største usikkerhetsfaktoren er knyttet til at vi baserer oss på snittverdier, slik at verdiene ikke er representative på et varenivå, og dermed kun er representative for akkurat de spesifikke observasjonene vi har i vår analyse. Det skal også nevnes at tallverdien av brekkasje og nedprising blir noe lavere enn reelt da vi ikke har tilgang til faktiske salgspriser, men kun en salgspris basert på salg til fullpris og nedprisede varer.

Videre er en annen sentral usikkerhetsfaktor knyttet til bruttomarginen på kjøttprodukter. I vår data har vi ikke tilgang til innkjøpspriser og dermed heller ikke bruttomarginene. Den eneste dataen vi fant her var fra 2000-tallet, noe som tvilsomt er representativt for dagens prisnivå. Videre er vi klar over at marginene i bransjen varierer fra produkt til produkt, der man blant annet har varer som kjøttdeig som ofte har negativ bruttomargin da det fungerer som en såkalt *loss leader*⁶, mens man har høyere marginer på eksempelvis grillmat. Det vil si at bruttomarginen både kan være høyere eller lavere enn de 5% SSB nevner i 2000. Dersom vi hadde valgt en bruttomargin på eksempelvis 10% hadde resultatet av estimatet blitt negativt med om lag [REDACTED] kroner. Motsatte effekter vil fremkomme dersom man hadde ilagt en mindre bruttomargin. Estimatet bør dermed tolkes med stor grad av varsomhet, men vi mener det fortsatt gir en indikasjon på det totale bidraget til databar.

⁶ En *loss leader* er et produkt som er solgt billigere enn innkjøpspris for å bringe folk til butikken slik at de også tar med seg profitable varer (Cambridge Dictionary, u.d.)

7.5.5 Hendelsesstudie

Tidligere i oppgaven ble det nevnt at vi har utført en hendelsesstudie som ser på tiltaket fem uker før og fem uker etter tiltaket blir innført. Den femte uken etter at tiltaket blir innført måler effekten fra uke fem og utover. Årsaken til at vi gjennomfører en hendelsesstudie skyldes at vi ønsker en ytterligere undersøkelse for hvorvidt forutsetningen om parallelle trender i en DiD er oppfylt. Resultater fra hendelsesstudiet vil optimalt vise at tiltakets effekt ikke er signifikant før innføring, mens effekten blir signifikant etter at tiltaket blir innført.

Tabell 7-3 : Resultater hendelsesstudie salgsdata

	(1) ln_kvantum	(2) ln_salgspris	(3) ln_bruttosalg
Fem uker før	Pos (0.13)	Pos ^{***} (6.18)	Pos (1.63)
Fire uker før	Pos (1.37)	Pos ^{**} (3.15)	Pos [*] (2.17)
Tre uker før	Pos ^{***} (4.67)	Pos (1.02)	Pos ^{***} (4.79)
To uker før	Pos ^{***} (4.78)	Pos (1.03)	Pos ^{***} (4.91)
En uke før	Pos (0.32)	Pos (0.73)	Pos (0.55)
Innføring	Pos ^{***} (5.18)	Pos ^{***} (4.82)	Pos ^{***} (6.01)
En uke etter	Pos ^{***} (8.00)	Pos (0.28)	Pos ^{***} (7.87)
To uker etter	Pos ^{***} (5.39)	Pos ^{***} (5.23)	Pos ^{***} (6.29)
Tre uker etter	Pos ^{**} (2.82)	Pos ^{**} (2.68)	Pos ^{**} (3.22)
Fire uker etter	Pos [*] (2.42)	Pos ^{***} (4.87)	Pos ^{**} (3.18)
>= Fem uker etter	Neg ^{***}	Pos ^{***}	Neg ^{**}

	(-5.94)	(16.58)	(-2.59)
_cons	Pos ^{***} (112.46)	Pos ^{***} (1817.98)	Pos ^{***} (696.82)
N	1594141	1594141	1594141

t statistics in parentheses
^{*} $p < 0.05$, ^{**} $p < 0.01$, ^{***} $p < 0.001$

Tabell 7-3 viser hendelsesstudien for salgsdataen. En kan fra resultatene se at hendelsesstudiet ikke er optimalt. I flere av ukene før innføring av databar har vi signifikante effekter. Blant annet uke to og tre før innføring hos kvantum og bruttosalg, mens uke fire og fem før innføring hos salgspris. Dette kan tyde på støy og variasjon i modellen. Støy kan skyldes brudd på forutsetningen om ingen forventning til tiltaket eller at de parallelle trendene avviker. Det kan også ligge andre kampanjer og liknende som er med på å påvirke resultatet i den retningen det gjør. Samtidig ser vi at tiltaket er signifikant for alle uker etter for de tre avhengige variablene foruten en uke etter for salgspris. Vi ser også her at i de fire ukene etter tiltaket er det en positiv signifikant effekt, men fra fem uker og utover endres denne til en negativ effekt for både kvantum og bruttosalg. For salgspris er effekten positiv for alle uker, også etter fem uker. I denne hendelsesstudien må vi likevel være forsiktig med en for sterk argumentasjon om kausalitet. Dette på grunn av de signifikante estimatene i ukene før innføring av databar.

Tabell 7-4 : Resultater hendelsesstudie svinndata

	(1) ln_brekkasje	(2) ln_nedprising
Fem uker før	Neg (-1.64)	Neg [*] (-2.38)
Fire uker før	Neg (-1.43)	Neg (-1.03)
Tre uker før	Neg (-1.12)	-Neg (-2.42)
To uker før	Pos (0.24)	Neg (-1.02)
En uke før	Neg (-1.41)	Pos (0.51)
Innføring	Neg	Neg

	(-0.30)	(-1.15)
En uke etter	Pos (0.91)	Pos (0.93)
To uker etter	Neg* (-2.21)	Neg* (-2.22)
Tre uker etter	Pos (0.95)	Neg (-0.57)
Fire uker etter	Pos (0.13)	Neg (-0.56)
>= Fem uker etter	Neg*** (-5.56)	Neg*** (-4.49)
_cons	Neg*** (-13.76)	Pos*** (27.40)
<i>N</i>	110382	338108

t statistics in parentheses

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

Tabell 7-4 viser resultatene fra hendelsesstudiet til svinndataen. Her ser vi forskjellige resultater sammenlignet med salgsdataen. Foruten signifikant effekt på nedprising tre og fem uker før innføring er ingen av de andre estimatene signifikant før innføringen av databar. Tiltaket ser derfor ikke ut til å ha en signifikant effekt på verken brekkasje eller nedprising i perioden før tiltaket. Dette er et forventet resultat ut fra hypotesene våre. Vi ser imidlertid at effekten er varierende etter innføringen av databar. Her er det kun en signifikant effekt i to uker og fem uker etter innføringen. Dette kan tyde på at det også i denne hendelsesstudien finnes støy og variasjon som påvirker estimatene våre. Her kan eksempelvis en årsak være at det kan ta litt tid før man ser signifikante effekter av databar, da det kan ta tid før butikkene blir vant med tiltaket. Vi ser likevel at trenden stort sett for både brekkasje og nedprising reduseres over perioden. Det er også i svinndataen viktig med en forsiktig tolkning av kausalitet og spesielt presisjonen på resultatene på grunn av variasjonen.

Samlet kan en argumentere for at det finnes noe støy og variasjon i begge datasettene. Dette bidrar til å svekke den kausale tolkningen av estimatene i analysen og resultatenes presisjon. Det gjør at man må være mer varsom med uttalelsene rundt kausalitet og presisjon. Likevel kan man argumentere for at hendelsesstudiene er innenfor grensene for at databar virker å

være det som har effekt på de avhengige variablene, men støy og variasjon gjør det vanskelig å si hvor mye av resultatet som skyldes innføring av databar. Det fører til at vi kan argumentere for at den indre validiteten som ble diskutert under delkapittel 6.7 er delvis svekket.

8. Begrensninger og veien videre

I dette kapittelet ser vi på begrensningene med analysen og hvordan tiltaket kan tas i bruk videre. Til slutt kommer det forslag om hvilke andre faktorer man kan se på i videre forskning

8.1 Begrensninger

Analysen som er gjort er begrenset til den informasjonen vi har mottatt av NorgesGruppen. Det gjør at vi ikke har tatt høyde for noen form for implementeringskostnader av systemet. Disse har i analysen dermed blir regnet som *sunk costs*⁷. Videre har vi ikke hatt noen informasjon om eventuelle feil med systemet, det vil da si at vi ikke har tatt høyde for eventuelle feilkilder som enten skyldes NGFLYT eller databar. Dataen har dermed blitt analysert slik som den er. Vi har hverken hatt informasjon om innkjøpskostnader eller kostnader knyttet til svinn, ei heller informasjon om forbedringer i forsyningskjeden. Dermed kan det være at resultatet vi får i kvantum ikke er så negativ som det forekommer. Dette kan underbygges av leveringsproblematikken som ble diskutert i 7.2.2, der vi ikke har noe informasjon om eventuelle utsolgsituasjoner.

Videre har butikker ofte returavtaler med leverandører, slik at de får en viss pengesum igjen dersom varen ikke selges. Dette er informasjon som er manglende. Vi kan dermed ikke si noe direkte om lønnsomheten av tiltaket. Til slutt kan vi ikke si noe om faktisk bruk. Det vil si at vi analyserer butikker som både bruker hele varslingsystemet til databar aktivt, og de som kun bruker de røde varslene. Dette vil følgelig ha implikasjoner på resultatene.

Vi påpeker at denne dataen skal være representativ for Kiwi-butikker da den representerer Kiwi-butikker over hele landet. Man kan ikke si med sikkerhet at man ser liknende effekter på de andre kjedene i NorgesGruppen. Dette skyldes at konseptene er ulike, der det er ulike kundegrupper som handler hos de forskjellige konseptkjedene.

⁷ *Sunk costs* er irrelevante for fremtidige økonomiske beslutninger da kostnaden allerede er pådratt (Gårseth-Nesbakk, 2022)

8.2 Veien videre

Vi ser at tiltaket har en klart signifikant miljømessig effekt. Oppgaven viser derimot en negativ effekt på bruttosalg, dermed bør det være en viss grad av skepsis til å videreføre tiltaket gitt resultatene i utredningen. Et forslag for å bedre bruttosalg er å bedrive tydeligere markedsføring for det svinnreduserende tiltaket, da databarsystemet ikke er kjent for allmenheten. Dette kan være med å tiltrekke miljøbevisste kunder.

Det vil også være sentralt å innføre en større grad av dynamisk prising og prisdiskriminering. En mulighet er å innføre flere priser på de elektroniske prislappene slik at kundene selv kan gjøre et aktivt valg om de vil kjøpe en vare med tilstrekkelig dato, eller en med litt dårligere dato til en lavere pris. Det finnes algoritmer som da kan regne ut optimal pris, slik at man beholder mest mulig konsumentoverskudd (GS1, 2020). Videre bør det også kunne implementeres større grad av tredjegrads prisdiskriminering ved hjelp av Trumf og Kiwipluss. Her bør det være tilstrekkelig nok data til å lage profiler slik at man kan gi tilbud til spesifikke personer i nærliggende butikker dersom det er noe som holder på å gå ut på dato, slik at inntjeningen til Kiwi i større grad kan maksimeres.

8.3 Forslag til videre forskning

Databar er et interessant tiltak å forske på. Det er flere faktorer denne masteroppgaven ikke har sett på. Eksempelvis kan det være interessant å gå ned på butikknivå for å se i hvilken grad de forskjellige butikkene tar i bruk tiltaket, altså hvor mange bruker tiltaket aktivt gjennom gul, oransje og rød varsling for å forhindre svinn. Kartlegger man dette og gjør separate analyser på tiltaket, kan resultatene endres.

I vårt datasett har vi ikke tilgang til øvrige kostnader knyttet til databar. Det kan dermed være interessant å se på den totale lønnsomheten av tiltaket gitt at man har innkjøpspriser og andre kostnader eksempelvis forbundet med å kvitte seg med svinn og implementeringen av tiltaket. Man kan da få et enda bedre bilde av totaleffekten av innføring av databar.

Et annet interessant forskningsområde kan være å se på hvordan databar påvirker forsyningskjeden, slik at man får et estimat på i hvilken grad databar påvirker lagerbeholdninger og lagerstyring.

Til slutt kan det være sentralt å gjøre liknende analyser som denne ettersom databar blir innført på flere produkter, slik at man i enda større grad får et mer representativt databarutvalg. Det vil her være sentralt å se om effektene som ses i denne utredningen opprettholdes eller om de endres.

9. Konklusjon

Denne utredningen har forsøkt å svare på følgende problemstilling:

Hva er effektene ved innføring av databar på salg og svinn i Kiwi?

Matsvinn er et globalt problem som fører til ineffektiv bruk av ressurser og medfører store økonomiske tap for alle i verdikjeden. Det er dermed et dagsaktuelt problem å få ned andelen svinn. Databar er et tiltak innført hos NorgesGruppen for å holde kontroll på utvalgte kjøttprodukter i butikken, slik at svinn i større grad kan forhindres. Tiltaket innebærer at det blant annet ligger informasjon om utløpsdato i strekkoden slik at denne kan overvåkes via lagerstyringssystemet NGFLYT. Systemet vil videre varsle om produkter med dårlig dato.

Denne utredningen analyserer hva slags effekter databar har på kvantum solgt, salgspris, bruttosalg, brekkasje og nedprising. Det er benyttet to datasett, ett for salg og ett for svinn. Datasettene som er benyttet består av observasjoner fra ■■■ forskjellige databarprodukter i ■■■ Kiwi-butikker fra 01.01.2019 til 03.07.2022. Det er tatt i bruk en difference-in-differences-analyse for å kunne estimere den kausale effekten av tiltaket. Behandlingsgruppen er produkter som har fått innført databar i en gitt uke, mens kontrollgruppen er produkter som ikke har fått innført databar.

Analysen viser blandete effekter av innføring av databar. Ved innføring av databar reduseres kvantum solgt med ■■■%. Dette er signifikant og antyder at volum av databarprodukter reduseres etter innføring. Grunnen til dette kan skyldes bedre lagerkontroll som følge av ekstrainformasjonen databar gir. Videre ser vi at salgsprisen på varene med innført databar øker med ■■■%, noe som er signifikant. Økningen kan også her skyldes større lageroversikt eller større grad av dynamisk prising. Som en konsekvens av kvantum og salgspris reduseres bruttosalget med ■■■%. Databar fører på samme side til en signifikant reduksjon i brekkasje på ■■■%, noe som tilsier at tiltaket reduserer svinn. I tillegg fører databar til en signifikant reduksjon på ■■■% i nedprising, noe som impliserer at man ved hjelp av tiltaket greier å selge flere varer til fullpris enn tidligere. Totalestimatet viser at databar isolert sett reduserer bruttomarginen ■■■%.

Resultatene i analysen baserer seg på en del antakelser, i tillegg til at datasettet inneholdt mangler og utfordringer. I salgsdataen observerer vi en god del støy, der mye av støyen har blitt fjernet. Likevel ser vi ut fra hendelsesstudien at det er noe uoppdaget støy som kan være med å påvirke resultatene og dermed dens kausale tolkning. Det vil være nødvendig med mer informasjon for å kunne gi en sterkere kausal tolkning av *etterdatabar*. Dette er også et problem i svinndataen. Her manglet det i tillegg informasjon om vektvarer, slik at disse måtte estimeres ut fra omtrentlige verdier i vareteksten. Dette gjør at man ikke får nøyaktige tall for svinn, noe som følgelig er med å påvirke resultatene. Vi har ikke informasjon om hvilken vei dette påvirker resultatene i svinndataen. Det vil være nødvendig med nøyere registrering av svinn for å få en helt kausal effekt. Likevel anser vi dette som en mer fornuftig tilnærming enn å analysere alt i antall.

Konklusjonen av analysen blir at databar har negativ effekt på bruttosalg, positiv effekt på svinn og totalt sett en svak negativ effekt. Hvorvidt dette kan tolkes kausalt er usikkert. Resultatene bør uansett tolkes med varsomhet.

10. Bibliografi

- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2015). *Mastering Metrics* . Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- Berge, L. K. (2001). *Priskriminering i oligopol - en teoretisk gjennomgang og eksempler fra telemarkedet*. Bergen: Stiftelsen for Samfunns- og Næringslifsforskning .
- Bjørnnes, A., & Roth Gjevjon, E. (2019). *Kvalitet i kvantitativ metode - et innblikk*. Oslo: OsloMet. Hentet fra Sykepleien: <https://sykepleien.no/sites/default/files/pdf-export/pdf-export-78806.pdf>
- Bodea, T., & Ferguson, M. (2014). *Segmentation, revenue management, and pricing analytics*. New York: Routledge.
- Bondi, S., Goldrick, M., Wilkie, J., Sen, B., & Reasor, E. (2021, april 28). *The dos and don'ts of dynamic pricing in retail*. Hentet fra McKinsey & Company: <https://www.mckinsey.com/business-functions/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-dos-and-donts-of-dynamic-pricing-in-retail>
- Borch, S. (2022, juni 24). *Regjeringen*. Hentet fra Svar på skriftlig spørsmål om matkastelov: <https://www.regjeringen.no/no/aktuelt/svar-pa-skriftlig-sporsmal-om-matkastelov/id2921007/>
- Bøe, E., Bach, D., & Brunborg, I. (2022, mars 10). *Uvanlig prishopp på mat: - Opplever et betydelig press fra leverandører*. Hentet fra E24: <https://e24.no/naeringsliv/i/7dgXWV/uvanlig-prishopp-paa-mat-opplever-et-betydelig-press-fra-leverandoerene>
- Cambridge Dictionary . (u.d.). *Loss Leader* . Hentet fra Cambridge Dictionary: <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/loss-leader>
- Chen, N., & Gallego, G. (2018). *Nonparametric Pricing Analytics with Costumer Covariates*. Toronto: University of Toronto.

- Coop Norge. (2022, januar 1). *Coop gir deg nå 2 kroner for å ikke bruke plastpose* . Hentet fra NTB: <https://kommunikasjon.ntb.no/pressemelding/coop-gir-deg-na-2-kroner-for-a-ikke-bruke-plastpose?publisherId=89490&releaseId=17923676>
- Dahlum, S. (2021, mars 9). *Validitet*. Hentet fra snl: <https://snl.no/validitet>
- Dahlum, S., & Grønmo, S. (2021, august 11). *Kausalitet*. Hentet fra SNL: <https://snl.no/kausalitet>
- Foros, Ø., & Kind, H. J. (2019). *Størrelsesbasert prisdiskriminering i det*. Bergen: Samfunnsøkonomene.
- Fosse, A. L. (2020, november 28). *Har du lagt merke til dette i butikkhyllene: Nå tar bonde-general et oppgjør med Kiwi*. Hentet fra Nettavisen: <https://www.nettavisen.no/okonomi/har-du-lagt-merke-til-dette-i-butikkhyllene-na-tar-bonde-general-et-oppgjor-med-kiwi/s/12-95-3424052151>
- Framtiden i våre hender. (u.d.). *Om Oss*. Hentet fra Framtiden i våre hender: <https://www.framtiden.no/om-oss.html>
- Frøslie, K. F. (2022, januar 27). *Korrelasjon*. Hentet fra SNL: <https://snl.no/korrelasjon>
- Google Merchant Center. (2022, november 01). *Om unike produktkoder*. Hentet fra Google: <https://support.google.com/merchants/answer/160161?hl=>
- Gripsrud, G., & Furseth, P. I. (2002). *Konsentrasjon og markedsrett i varehandelen*. Oslo: Handelshøyskolen BI .
- GS1. (2020, mars 25). *Strekkoder med mer informasjon bidrar til mindre matsvinn. Strekkoder og matsvinn*. Oslo, Oslo, Norge: Matprat.
- Gustavsson, J., Cederberg, C., Sonesson, U., van Otterdijk, R., & Meybeck, A. (2011). *Global food losses and food waste*. Dusseldorf: FOA.
- Gårseth-Nesbakk. (2022, september 22). *Sunk cost*. Hentet fra SNL: https://snl.no/sunk_cost

-
- Harnes, M. P. (2021, september 22). *Oda utfordrer billigkjedene: kutter prisene og sender ut prisspioner*. Hentet fra Shifter: <https://shifter.no/nyheter/oda-utfordrer-billigkjedene-kutter-prisene-og-sender-ut-pris-spioner/221560>
- Kiwi. (2022, juni 20). *Middag for en - så slipper du å kjøpe mer enn du trenger*. Hentet fra Kiwi: <https://kiwi.no/tema/samfunnsansvar/miljo/matsvinn/middag-for-en--sa-slipper-du-a-kojpe-mer-enn-du-trenger/>
- Konkurransetilsynet. (2009). *Konkurransen i Norge*. Bergen: Konkurransetilsynet.
- Krakk, J. (2022, september 12). Leder NGFLYT. (A. Pedersen, & T. Osaland, Intervjuere)
- Kaalstad, J., Engang, Ø., Lokland, I., Frank, E., Wichstad, E., & Bugge, S. (2022, september 17). VG. Hentet fra VGs store matbørs: Ny lavprisvinner!: <https://www.vg.no/forbruker/i/15BjqW/vgs-store-matboers-ny-lavpris-vinner>
- Landbruksdirektoratet. (2022). *Omsetningsrådet Årsrapport 2021*. Oslo: Landbruksdirektoratet.
- Leigland, L. E. (2022, mai 05). *FN-rapport: Verden må takle de underliggende årsakene til matkrisen*. Hentet fra FN: <https://www.fn.no/nyheter/fn-rapport-verden-maa-takle-de-underliggende-aarsakene-til-matkriser>
- Lorvik, N. (2021, desember 04). *Nå er julegodteriet billigere: Markant prisnedgang på ti dager*. Hentet fra Nettavisen: <https://www.nettavisen.no/okonomi/na-er-julegodteriet-billigere-markant-prisnedgang-pa-ti-dager/s/12-95-3424214366>
- Lu, C., Qiao, J., & Chang, J. (2017). *Herfindahl-Hirschman Index based performance analysis on the convergence development*. New York : Springer Science and Business Media .
- Mattilsynet. (2020, november 2). *Mattilsynet*. Hentet fra Produksjon av kjøtt og kjøttprodukt: https://www.mattilsynet.no/mat_og_vann/produksjon_av_mat/kjott_og_kjottprodukt/produksjon_av_kjott_og_kjottprodukt.4625

Matvett. (2020). *Dato i strekkoden ga 18% matsvinnreduksjon*. Hentet fra Matvett: <https://www.matvett.no/bransje/suksesshistorier/dato-i-strekkoden-ga-18-matsvinnreduksjon?fbclid=IwAR2KbJWO0yNhE1Q-sF2ejVYmqWFJCNmo3qs7FD5AX9vvJmhRXaKeV1jaY3s>

Matvett. (2021a). *Hovedrapport 2020: Bransjeavtale om reduksjon av matsvinn*. Matvett.

Matvett. (2021b). *Slik var matsvinnåret 2020*. Matvett.

Matvett. (2022a). *Rapporter og lenker*. Hentet fra Matvett: <https://www.matvett.no/bransje/rapporter-og-lenker>

Matvett. (2022b). *Slik var matsvinnåret 2021*. Matvett.

Matvett. (2022c). *Tall og fakta*. Hentet fra Matvett: <https://www.matvett.no/bransje/tall-og-fakta>

Meny. (2021). *Menys matrapport 2019-2020*. Oslo: Meny.

Meyer, C. B., & Norman, V. D. (2019, september 30). *Dagligvarebransjen er et skjørt byggverk*. Hentet fra NHH: <https://www.nhh.no/nhh-bulletin/artikkelarkiv/2019/september/dagligvarebransjen-er-et-skjort-byggverk/>

Myrvang, C., Thue, L., & Ekberg, E. (2019). *Mellommannen*. Oslo : Universitetsforlaget .

NHO. (2017, juni 23). *Bransjeavtale om reduksjon av matsvinn*. Hentet fra NHO: <https://www.nhomd.no/siteassets/dokumenter/bransjeavtale-matsvinn.pdf>

Nielsen. (2022). *Dagligvarerapporten 2022*. Oslo: NielsenIQ.

Nikolaisen, R. (2018). *Få gratis gjenbrukspose fra Kiwi - gjelder alle Kiwi Pluss kunder*. Hentet fra Gjerrigknark: <https://gjerrigknark.com/Gratis-ting-og-vareprover/Diverse/Fa-gratis-gjenbrukspose-fra-Kiwi-gjelder-alle-Kiwi-Pluss-kunder>

NorgesGruppen. (2017). *Norgesgruppen*. Hentet fra Nyu flyt for brød og bakevarer : <https://www.norgesgruppen.no/om-oss/om-oss-hjem/ambisjonene-i-praksis/ny-flyt-for-brod-og-bakervarer/>

-
- NorgesGruppen. (2021a). *Matsvinnet redusert betraktelig*. Hentet fra Norgesgruppen: <https://www.norgesgruppen.no/om-oss/om-oss-hjem/ambisjonene-i-praksis/matsvinnet-reduisert-betraktelig/>
- NorgesGruppen. (2021b). *Norgesgruppens års- og bærekraftsrapport 2021*. Oslo: NorgesGruppen.
- Norsk Ukekalender . (2019). Hentet fra <https://www.norskkalender.no/default.asp?year=2019>
- NOU. (2011). *Mat, makt og avmakt*. Oslo: Norges offentlige utredninger.
- Pettersen, I. (2013). *Dagligvarehandel og mat 2013*. Oslo: Norsk institutt for landbruksøkonomisk forskning.
- Phillips, J. (u.d.). *How Uber's dynamic pricing model works*. Hentet fra Uber: <https://www.uber.com/en-GB/blog/uber-dynamic-pricing/>
- Phillips, R. (2005). *Pricing and revenue optimization*. Stanford: Stanford University Press.
- Regjeringen. (2017). *Rapport anbefalinger tiltak matsvinn*. Oslo: Regjeringen.
- Rema 1000. (2020). *Rema 1000 Ansvarsrapport*. Oslo: Rema 1000.
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research Methods for Business Students*. London: Pearson Education Limited.
- Slørstad, J. W. (2022, november 22). Databarprodukter. (T. Osaland, Intervjuer)
- Statistisk Sentralbyrå. (2000, desember 19). *Salgsinntekter, varekostnad og bruttofortjeneste, etter næringsundergruppe og varegruppe. Bedrifter*. Hentet fra SSB: <https://www.ssb.no/a/kortnavn/engrosavanse/tab-2000-12-19-03.html>
- Stensgård, A., Hanssen, O., & Møller, H. (2020). *Veileder for kartlegging av matsvinn i matindustrien*. Matvett AS.
- Stensgård, A., Prestrud, K., Callewaert, P., & Booto, G. (2021). *Kartleggingsrapport for matbransjen, undervisning- og omsorgssektoren og forbrukerleddet*. Matvett AS.

- Talluri, K., & Van Ryzin, G. (2004). *The Theory and Practice of Revenue Management*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Torres-Reyna, O. (2007, desember). *Panel 101*. Hentet fra princeton: <https://www.princeton.edu/~otorres/Panel101.pdf>
- UiO. (2019, mars 02). Markedet - et eksempel . Oslo , Norge : UiO. Hentet fra <https://www.uio.no/studier/emner/sv/oekonomi/ECON1210/v19/timeplan/2.1-markedet.pdf>
- Valvik, M. E. (2018, august 24). *Bunnpris byttet ut varene fra NorgesGruppen. Da mistet de flere butikker*. Hentet fra Nettavisen : <https://www.aftenposten.no/okonomi/i/Qlk6WV/bunnpris-byttet-ut-varene-fra-norgesgruppen-da-mistet-de-flere-butikker>
- VG. (2021, september 4). VG. Hentet fra Matbørs september 2021: <https://www.vg.no/spesial/matborsen/matborser/74/>
- VG. (2022, august 29). *Matkastelov, nå!* Hentet fra VG: <https://www.vg.no/nyheter/meninger/i/OrRW1V/matkastelov-naa>
- Vikøren, B. M., & Phil, R. (2019, desember 17). *SNL*. Hentet fra Markedsmakt: <https://snl.no/markedsmakt>
- Wifstad, K., Jenssen, T. B., Eide, L. S., Grunfeld, L. A., & Skoglig, E. (2018). *Konkurransen i dagligvaremarkedet* . Oslo: Menon Economics.
- Wooldridge, J. (2016). *Introductory Econometrics: A modern approach*. Boston: Cengage Learning.
- Østebø, L. (2021, mai 31). *Tall og trender 2021: Handel*. Hentet fra NHOSH: <https://www.nhosh.no/tall-og-fakta/tall-og-trender/tallogtrender2021/handel-tall-og-trender/>

11. Appendiks

11.1 Appendiks 1: Begrunnelse av metode

1.1 Faste effekter

Vi vil her begrunne valget av bruk av faste effekter over tilfeldige effekter. Det første vi starter med er feilleddet. Feilleddet inneholder produktspesifikke effekter som er faste over tid og uobserverte karakteristikker som varierer over tid (Wooldridge, 2016). Faste effekter er en metode man kan bruke for å kontrollere for de produktspesifikke effektene som er faste over tid. Ettersom faste effekter kontrollerer for denne effekten vil man ha et feilledd som kun består av uobserverte karakteristikker som varierer over tid. Det gjør at det lettere kan tolkes kausalt. Dette skyldes at ingen av de tidsvarierende karakteristikkene i feilleddet er korrelert med noen av de uavhengige variablene.

1.2 Tilfeldige effekter

Tilfeldige effekter er en annen metode man kan bruke når man har paneldata. Denne metoden beholder begge elementene i feilleddet. Dermed kan man ikke bruke tilfeldige effekter dersom begge elementene korrelerer med de uavhengige variablene. Det gjør derfor at forutsetningen for den kausale tolkningen ved bruk av tilfeldige effekter er strengere. I vår utredning ønsker vi å estimere effekten tiltaket databar har for endringer i kvantum, salgspris, bruttosalg, brekkasje og nedprising. Dette gjør at estimering av de uobserverte karakteristikkene som varierer over tid ikke er av interesse for denne utredningen. Valget faller da på å bruke faste effekter slik at vi kan kontrollere for de butikkspesifikke effektene som er faste over tid.

1.3 Hausman-test

Vi vil i tillegg til begrunnelsen for valg av metode utføre en Hausman-test. Hausman-testen utføres for finne ut om koeffisientene mellom faste effekter og tilfeldige effekter er signifikante. Nullhypotesen i testen er at forskjellen mellom de to metodene ikke er signifikant forskjellige. Etter å ha utført testen forkaster vi nullhypotesen. Det betyr at det er en forskjell mellom de to estimatene hvilket gjør at faste effekter foretrekkes foran tilfeldige effekter. Grunnen til dette er fordi resultatet indikerer at det enten er skjevhet i estimatene knyttet til

tilfeldige effekter eller en skjevhet i begge estimatene. Hausman-testen underbygger derfor valget av å bruke faste effekter over tilfeldige effekter.

11.2 Appendiks 2: Oversikt produkter med databar

Varenavn	Innføringsdato
KJØTTDEIG 10% STORFE 600G FOLKETS	Uke 44 2019
KJØTTDEIG 9% AV SVIN 400G FOLKETS	Uke 44 2019
KARBONADEDEIG 5% U/SALT&VANN 400G FOLKETS	Uke 22 2020
KJØTTDEIG 14% STORFE U/SALT OG VANN 400G FOLKETS	Uke 22 2020
BACONBURGER 2X150G FOLKETS	Uke 22 2020
BIG BEEF BURGER 2X180G FOLKETS	Uke 22 2020
SKINNY BURGER 2X130G FOLKETS	Uke 22 2020
SVIN NAKKEKOTELETTER BENFRI 540G 3PK FOLKETS	Uke 38 2020
SVINEKOTELETT BENFRI 480G 3PK FOLKETS	Uke 38 2020
KARBONADEDEIG U/SALT&VANN 400G GILDE	Uke 8 2021
KJØTTDEIG U/SALT&VANN 400G GILDE	Uke 8 2021
BIG JUICY BURGER 2X180G FOLKETS	Uke 17 2021
BEEF BURGER 4X150G FOLKETS	Uke 19 2021
KJØTTBOLLER RÅ ITALIA 20STK 360G FOLKETS	Uke 36 2021
STORFE BIFFSTRIMLER 300G FOLKETS	Uke 36 2021
SVIN YTREFILET TYNNSKÅRET BØKERØKT 350G FOLKETS	Uke 37 2021
MEDISTERDEIG 400G FOLKETS	Uke 44 2021
STORFE STRIMLER TEXMEX 300G FOLKETS	Uke 8 2022
SVIN BIFFSTRIMLER 400g FOLKETS	Uke 8 2022
SVIN STRIMLER LØK OG RØKT PAPRIKA 300G FOLKETS	Uke 8 2022
SVIN STRIMLER MANGO CHILI 300 G FOLKETS	Uke 8 2022
SVIN STRIMLET 500 g FIRST PRICE	Uke 8 2022
HAMBURGER 4X100G GILDE	Uke 12 2022
SVIN GRILLFILET FRANSKE URTER 800G FOLKETS	Uke 17 2022

Tabell 11-1 : Oversikt produkter med databar i analysen