

NHH



Priselastisiteter for kollektivtransport i Bergensområdet

Utført i samarbeid med Skyss

Ørjan Rykkje og Håkon Andreas Rykkje

Veileder: Malin Arve

Masterutredning, Økonomisk Analyse

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Bergen, Våren 2019

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

Sammendrag

Denne utredningen har hatt som formål å estimere priselastisitetene for kollektivtransport i Bergensområdet og er utført i samarbeid med Skyss. Målet har vært å utarbeide gode estimater for hvordan prisendringer på voksenbillettene har påvirket etterspørselen hos enkeltreisende.

Arbeidet har blitt utført med grunnlag i salgsdata tilgjengeliggjort fra Skyss, samt annen data hentet inn etter behov. Den opprinnelige salgsdataen baserte seg på over 60 millioner rader med salgshistorikk, som strakte seg fra januar 2012 til februar 2019. Gjennom refleksjon og nøye bearbeiding, er datasettet satt opp for å representere den utvalgte befolkningen i Bergensområdet best mulig. Denne omfattende datamengden har gjort det mulig å skille mellom ulike billettyper, arbeids- og fritidsreisende, samt studere hvordan estimatene varierer mellom flere ulike salgskanaler.

Det har blitt benyttet minste kvadraters metode for å estimere hvordan prisendringer på åtte ulike billettyper påvirker sin respektive etterspørsel, gjennom å stille strenge krav til både presisjonen og validiteten til modellen. Den gjennomsnittlige priselastisiteten er estimert til å være $-0,63$ på kort sikt og $-1,28$ på lang sikt. Videre er det estimert at arbeidsreisende har en $4,5\%$ lavere priselastisitet enn fritidsreisende.

Forord

Ønsket med masterutredningen var å utfordre vår kunnskap innen økonomisk analyse, og mente dette var mulig å få til gjennom et samarbeid med Skyss. Vi ble spurt om å estimere priselastisiteten for offentlig transport i Hordaland, og tok utfordringen.

Når det kommer til arbeidet underveis i semesteret, har Skyss vært til stor hjelp både når det kommer til utlevering av datagrunnlag og rådgivning underveis. Det utrettes derfor en stor takk til Skyss med ansatte for denne støtten.

Til sist vil vi rette en stor takk til vår veileder Malin Arve for hjelpen i forbindelse med utforming av oppgaven og rettledning underveis.

Bergen, 1 juni, 2019

Ørjan Rykkje og Håkon Rykkje

Innholdsfortegnelse

	Side
I Introduksjon	1
1 Introduksjon	2
1.1 Problemstilling	2
1.2 Bakgrunn	3
1.3 Empiriske funn	7
II Teori	10
2 Elastisitetsteori	11
2.1 Etterspørselens priselastisitet	11
2.2 Elastisitet fra regresjonsmodell	14
2.3 Langtidselastisiteter	15
3 Endogenitetsantakelsen og monopolteori	18
III Metode	21
4 Utarbeidelse av modell	22

4.1	Konstruksjon av grunnmodell	23
4.1.1	Endogenitet	25
4.1.2	Kausalitet	25
4.2	Prisvariabel	26
4.2.1	Inflasjonsjustering	27
4.3	Kvantumsvariabel	28
4.3.1	Avgrensning	31
4.3.2	Bearbeiding av kvantumsvariabel	32
4.3.3	Forsinkelser	37
4.4	Validitetsgrunlaget	40
4.4.1	Befolkning	41
4.4.2	Lønn	41
4.4.3	Bil	42
4.4.4	Lang periode	44
5	Vurdering av modellen	46
IV	Resultater og analyse	50
6	Resultater	51
6.1	Grunnmodell	52

6.2	Inflasjonsjustering	53
6.3	Forsinkelser	56
6.4	Eksogene variabler	58
6.5	Lang periode	61
7	Analyse	64
7.1	Tolkninger	65
7.2	Implikasjoner	69
7.3	Langtidseffekter	70
7.4	Salgskanaler	73
8	Drøfting	75
9	Konklusjon	79
10	Forslag til videre arbeid	81
V	Referanseliste	84
VI	Appendiks	89
A	Forkortelser	90
B	Grunnleggende teori	91

B.1	Lineær regresjon	91
B.2	Multippel regresjon	92
B.3	Gauss-Markov teoremet	94
B.4	Fixed effects og Random effects	95
C	Fullstendige regresjonsutskrifter	96
C.1	Normal og inflasjonsjustert modell	97
C.2	Vurdering av forsinkelser	104
C.3	Med eller uten andre variabler	111
C.4	Kort og lang periode	119
D	Plot	127
D.1	Plot av salgsvolum per time per produkt	127
D.2	Regresjonsdiagnostikk	130
D.2.1	Residualer	130
D.2.2	Stasjonærhet	130

Del I

Introduksjon

1

Introduksjon

1.1 Problemstilling

Denne utredningen har som formål å estimere effekten av prisendringer i offentlig transport for Bergensområdet og er skrevet i samarbeid med Skyss. Bakgrunnen for denne utredningen er et ønske fra Skyss om oppdaterte mål på etterspørselens priselastisitet. Billettprisene bestemmes av Hordaland Fylkesting og priselastisitetene brukes som et verktøy av Skyss.

Etterspørselens priselastisitet er et kvantitativt mål på hvordan prisendringer påvirker etterspørselen (Fearnley & Bekken, 2005). Rent praktisk beskriver dette den forventede prosentvise endringen i etterspørselen som følge av å endre prisen med ett prosent.

Spesifikt vil det fokuseres på voksenbilletter avgrenset til enkeltreisende personer med buss og bybane i perioden juni 2013 til februar 2018. Dette danner da følgende problemstilling for oppgaven:

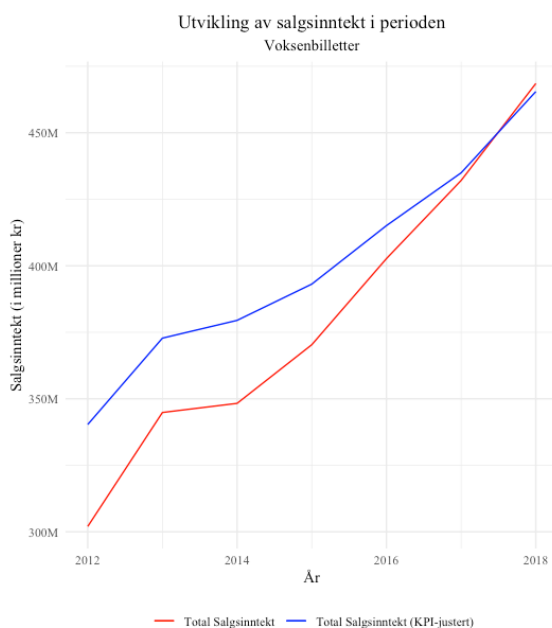
Hva er effekten av prisendringer på etterspørselen etter offentlig transport for voksne enkeltreisende i Bergensområdet for hver billett i Skyss sin produktportefølje?

Priselastisitetene er estimert ved hjelp av minste kvadraters metode for alle billettypene. Utover dette blir det bli gitt innsyn i skillet mellom arbeidsreisende og fritidsreisende, samt hvor mye effekten materialiserer seg over tid. Utredningen er gjennomført ved å først gjennomgå bakgrunnen for innsamlede data og tidligere studier om emnet. Deretter utarbeides regresjonsmodellen ved hjelp av teori, før resultatene blir presentert, analysert og drøftet.

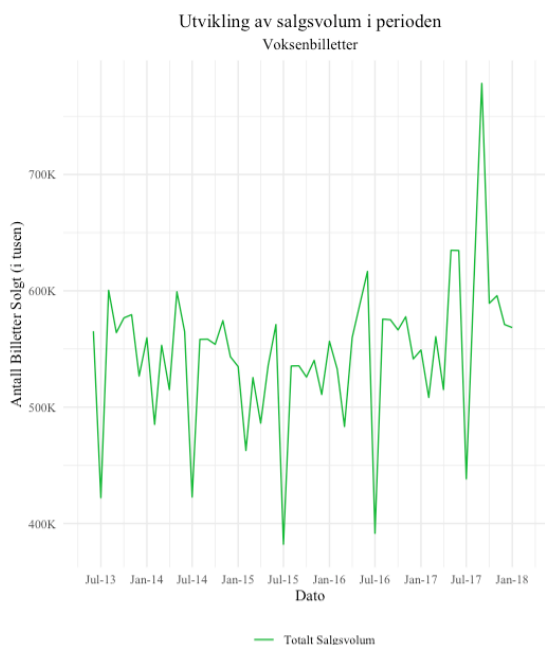
1.2 Bakgrunn

Skyss ble etablert i 2007 og har ansvar for å planlegge, kjøpe og markedsføre kollektivtransport-tjenester for buss, bybane, båt og ferje etter de rammeverk fylkestinget vedtar. Skyss har i tillegg ansvar for å sette i gang vedtatte strategier (Skyss, 2019a). Selve driften av de ulike kollektive tilbudene blir derimot styrt av underleverandører.

Fra årsrapporten for 2017 legges det frem at Skyss har en portefølje med 766 busser og 28 bybanevogner, som tilsammen fraktet et beregnet passasjerantall på 70 millioner i 2017 (Skyss, 2019b). Siden 2015 har den årlige omsetningen vært omtrent én milliard kroner, hvor omtrent halvparten av denne inntekten stammer fra buss og bybane (Skyss, 2019a). En illustrasjon av hvordan den totale salgsinntekten for disse to kollektivtjenestene har utviklet seg i perioden er vist i Figur 1.1.



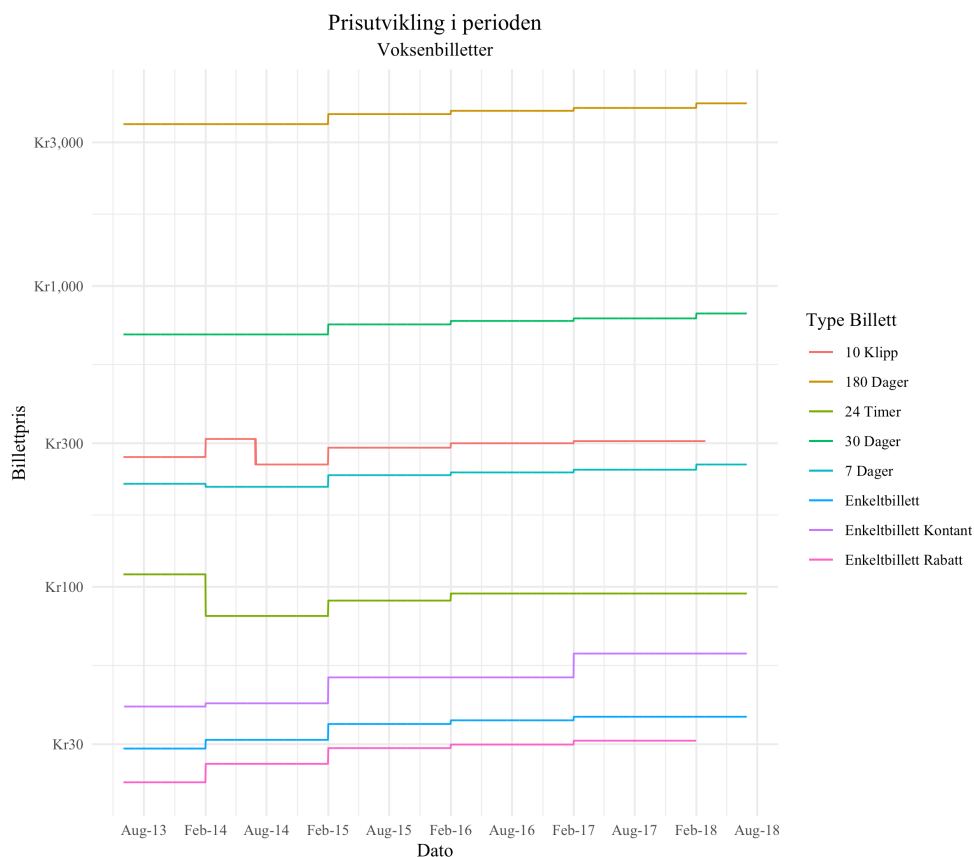
Figur 1.1: *Total salgsinntekt fra buss og bybane med og uten inflasjonsjustering. Prisene er justert med utgangspunkt i prisenivået januar 2018.*



Figur 1.2: *Totalt månedlig salgsvolum fra buss og bybane.*

Figur 1.1 viser både den nominelle og reelle salgsinntekten fra voksenbilletter knyttet til buss og bybane, hvor det kommer frem en betydelig vekst gjennom perioden. Figur 1.2 viser hvordan salgsvolumet av voksenbilletter har vært i perioden. Her kommer det frem at salgsvolumet har vært relativt stabilt sammenliknet med omsetningen og må bety at omsetningsveksten i stor grad er knyttet til prisendringer. Litman (2017) legger frem at etterspørselen forventes å variere gjennom året. Dette stemmer med offentlig transport i Bergen og kommer tydelig frem i Figur 1.2. Her er det blant annet systematiske reduksjoner om sommeren og ved juletider.

I perioden har det i hovedsak blitt tilbudt åtte forskjellige billettyper til konsumentene. De respektive prisene gjennom perioden er gitt i Figur 1.3.



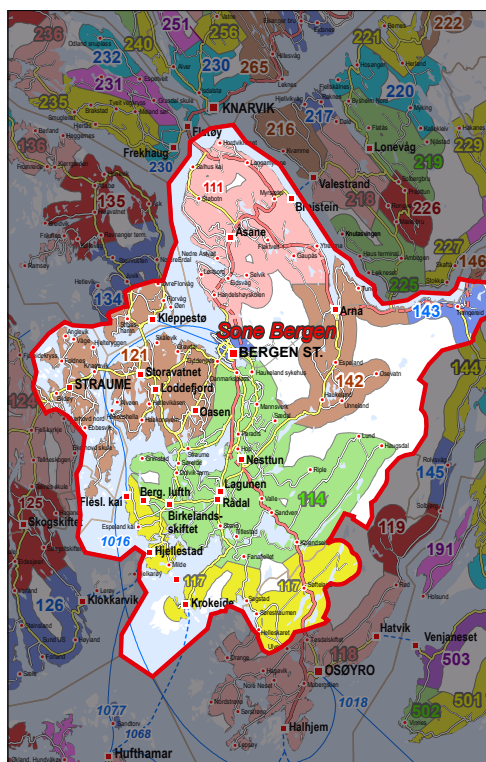
Figur 1.3: En oversikt over utviklingen av prisene på de ulike billettene.

Billetten med kortest varighet er enkeltbilletten og er i utgangspunktet én type billett, men er bevist delt opp i tre ulike billetter som kan sees i Figur 1.3. Dette er med bakgrunn i at prisen er høyere dersom det betales kontant ombord på bussen (Enkeltbillett Kontant) og lavere dersom den kjøpes ved bruk av en forhåndspåfylt konto i mobilappen (Enkeltbillett Rabatt). Videre finnes det 24 timers billett, 7 dagers billett, 30 dagers billett og 180 dagers billett, samt klippekort.

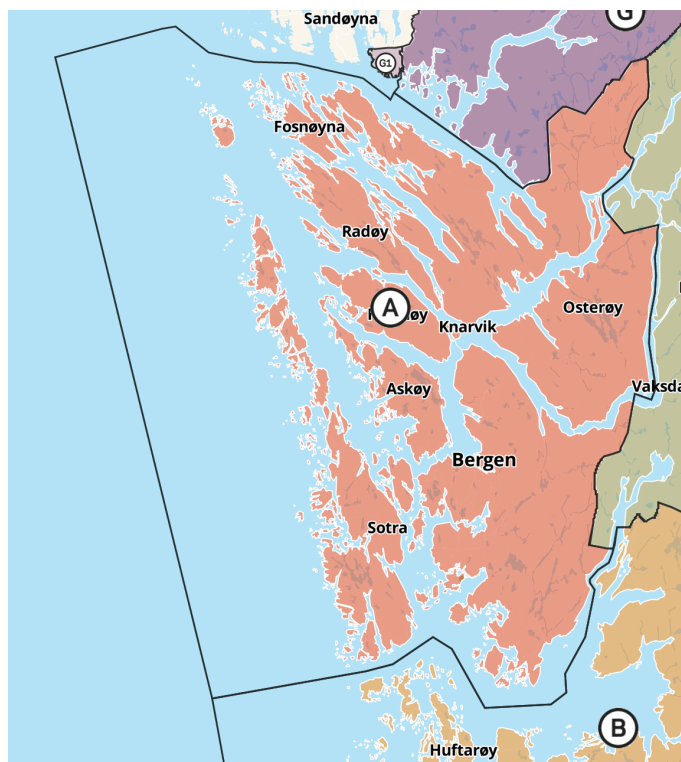
Gjennom perioden har det skjedd to strukturelle endringer i forhold til billettene. I juni 2013 ble enkeltbillett kontant innført og i februar 2018 ble både enkeltbillett rabatt og salget av klippekortet ekskludert fra produktporteføljen. Det har også eksistert en nattbillett i starten av perioden, men den er ikke tatt med i denne utredningen.

Skyss har delt Hordaland inn i geografiske soner som passasjerene kan reise innenfor med samme billett, hvor sone Bergen er størst. Litman (2017) presiserer en forventning om at priselastisiteten

er ulik mellom byer og distrikt, som følge av ulikt tilbud og ulike substitutter. I august 2018 ble flere av distriktsonene rundt Bergen slått sammen med sone Bergen til sone A for å bedre tilbudet. Utstrekningen av den nye sonen relativt til sone Bergen er vist henholdvis i Figur 1.5 (fra 2018) og Figur 1.4.



Figur 1.4: *Sone Bergen (Skyss, 2019c)*



Figur 1.5: *Sone A. Inkluderer hele sone Bergen (Skyss, 2019d)*

Som følge av denne endringen og konstruksjonen av Skyss sin database, er det ikke mulig å skille sone Bergen fra sone A etter august 2018. Det betyr at all data for Bergensområdet og distriktsonene rundt blir kategorisert som sone A etter endringen.

1.3 Empiriske funn

Det er foretatt mye forskning på etterspørselen etter offentlig transport, og elastisitetsestimatene fra de mest nærliggende studiene til denne utredningen er presentert i Tabell 1.1.

Referanse	Korttids- elastisitet (K)	Langtids- elastisitet (L)	L/K	Beskrivelse
Dargay og Hanly (2002)	-0,4	-0,9	2,25	Buss, England
Vibe, Engebretsen og Fearnley (2005)	-0,38	-0,84	2,2	Buss, Bergen
Dargay og Hanly (1999)	-0,3	-0,6	2	Buss, UK
Balcombe et al. (2004)	-0,4	-1	2,5	Buss, UK
Goodwin (1992)	-0,28	-0,55	1,96	Buss
Luk og Hepburn (1993)	-0,29			Buss, Australia
Hamilton (2003)	-0,18 (rush) -0,22 (ikke-rush)			Buss, Australia
Small, Winston, et al. (1998)	-0,58			Buss, U.S.
Litman (2017)	-0,4	-1,7 (inkl. tidskostnad)	4,25	Buss
Holmgren (2007)	-0,59			Buss, U.S.
Dargay og Hanly (1999)	-0,4	-0,7	1,75	Bus, UK
Balcombe et al. (2004)	-0,24 (rush) -0,51 (ikke-rush)			Buss, UK
OsloEconomics (2016)	-0,2			Togreiser, Oslo

Tabell 1.1: En oversikt over elastisitetesberegninger fra ulike kilder gjennom tidene. Elastisitetene er beregnet som følge av endringer i billettpris/takst. Avhengig variabel er enten antall kollektivreiser, eller antall kollektivreiser per innbygger.

Fra Tabell 1.1 kommer det frem at det er noe variasjon mellom de ulike elastisitetene både på kort og lang sikt, noe som skyldes ulik kontekst mellom studiene. De fleste studiene har gjort flere estimeringer, slik at elastisitetene tatt med i tabellen kan sees på som et gjennomsnittlig utdrag.

Fearnley og Bekken (2005) presiserer i sin studie viktigheten av å studere dynamikken i konsumentenes tilpasning. De definerer en korttidseffekt som effekten som skjer innenfor ett år etter prisendringen, og en langtidseffekt som tiden det tar før hele effekten har materialisert seg, normalt sett 5 til 7 år.

Litman (2017) belyser i sin studie, at etterspørselen etter offentlig transport ofte blir betegnet som ufølsom med hensyn på pris, altså med et elastisitetsmål mellom 0 og -1 . De fleste estimatene i tabellen sammenfaller med dette på kort sikt, men flere av estimatene grenser mot -1 på lang sikt og et fåtall beregner langtidselastisiteten til å være følsom (elastiske). Størrelsen på langtidseffektene varierer som vist i Tabell 1.1 mellom 1,75 og 4,25 ganger større enn korttidseffekten.

Vibe, Engebretsen, og Fearnley (2005) foreslår at forskjellen oppstår som følge av at enkelte langtidsfaktorer holdes fast på kort sikt, og det dermed bare er et fåtall av reisende som har muligheten til å reagere umiddelbart. Eksempler på langtidsfaktorer kan være at aktørene i markedet flytter, bytter arbeidsplass, tilpasser bruk av kjøretøy eller lignende. Fordi langtidseffektene ikke ble beregnet eller brukt hyppig tidligere, kan virkningen av politisk motiverte beslutninger knyttet til kollektivtjenester ha blitt undervurdert. For eventuelle strategiske endringer i transportsektoren i Bergen vil det dermed være viktig å vurdere både kort- og langtidseffekter for å fatte best mulig beslutninger.

Dargay og Hanly (2002) gjennomførte en studie hvor flere forhold er lik utgangspunktet for denne utredningen. De undersøkte etterspørselen etter lokale busstjenester i England. Til dette brukte de årlig data mellom 1986 og 1996, og minste kvadraters metode med forsinkelser i avhengig variabel samt kontroll for *fixed effects* (FE) og *random effects* (RE)¹. De estimerer en korttidseffekt på $-0,4$ og en langtidseffekt på $-0,9$. Videre fant de at etterspørselen blir mer prisfølsom for høyere prisnivå. I tillegg beregner de langtidseffekten av inntektsjusteringer på bussetterpørselen, og finner at denne er negativ. Det skulle tilsi at bussreiser er et *mindreverdige gode*, altså at etterspørselen

¹FE og RE blir kort forklart i Appendiks B.4 (s. 95)

minker når inntekten øker, som stemmer overens med den etablerte konsensus i samfunnet (Dargay & Hanly, 2002).

Videre er det blant annet to studier som har estimert priselastisiteter for ulike kollektivtilbud i Norge. OsloEconomics (2016) estimerte priselastisiteter for togtrafikk i Oslo, ved å bruke årlig data for passasjerantall mellom stasjoner og prisvariasjoner mellom 2012 og 2015. De brukte minste kvadraters metode med FE til å estimere effektene. De finner betingede priselastisiteter på $-0,2$ innenfor Oslo, og $-0,54$ på lengre togreiser. Som relevans relevans til denne utredningen Litman (2017) legger frem at togreiser generelt sett har litt lavere elastisitet enn bussreiser. Videre legger OsloEconomics (2016) frem at folk har tendenser til å være mer prisfølsomme ved fritidsreiser, men også at reisende i byer har en lavere prisfølsomhet kontra reisende i distriktområdene.

Den andre norske studien og kanskje det mest nærliggende for denne utregningen, er Vibe et al. (2005) sin undersøkelse av passasjertrafikk i norske byer, hvor en av byene de undersøker er Bergen. De bruker også minste kvadraters metode med FE på norske byer og forsinkelse i avhengig variabel. Korttidseffekten fra endringer i gjennomsnittlig takst i Bergen ble estimert til $-0,38$, og en generell langtidseffekt for hele Norge ble beregnet til å være 2,2 ganger størrelsen på korttidseffekten, hvilket betyr en langtidselastisitet for Bergen på $-0,84$. Disse elastisitetene gir en pekepinn på hvilken prisfølsomhet som overordnet er å forvente i Bergen. Estimaten i studien til Vibe et al. (2005) er til sammenligning med denne utredningen mer aggregert og generelt utformet. Forskerne ser her på flere norske byer samtidig, men tar for eksempel ikke hensyn til varierende prisfølsomhet knyttet til forskjellige billettyper.

Del II

Teori

2

Elastisitetsteori

I denne delen vil grunnleggende teori for elastisiteter, beregning av langtidseffekter, samt endogenintetsproblemer og monopolteori bli presentert.

2.1 Etterspørselens priselastisitet

Etterspørselens priselastisitet er et mål som beskriver hvordan prisendringer påvirker etterspørselen og kan generelt uttrykkes som

$$\text{Etterspørselens priselastisitet} = \frac{\% \Delta \text{Kvantum}}{\% \Delta \text{Pris}} \quad (2.1)$$

Priselastisiteten kan leses som den prosentvise endringen i kvantum som følge av å endre prisen med ett prosent. I følge *Law of Demand* vil en økning i prisen føre til en reduksjon i kvantum for alle normale goder. Dette vil si at etterspørselens priselastisitet forventes å være negativ.

La e_P^Q betegne priselastisiteten, og Q og P henholdsvis kvantum og pris. En matematisk fremstilling

av Likning 2.1 blir dermed

$$e_P^Q = \frac{\Delta Q/Q}{\Delta P/P} \quad (2.2)$$

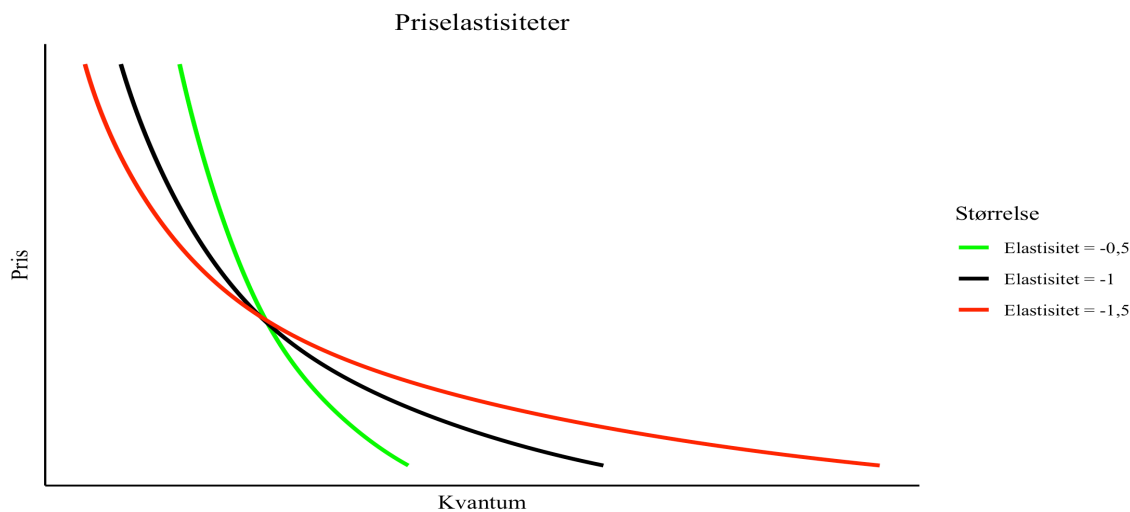
$$= \frac{\Delta Q}{\Delta P} \frac{P}{Q} \quad (2.3)$$

Generelt beregnes elastisiteter ved å undersøke etterspørselskurver. Balcombe et al. (2004) stadfester at det finnes en rekke bevis i litteraturen som tyder på at etterspørselskurven for offentlig transport er konveks. Med utgangspunkt i dette kan en enkel konveks etterspørselsfunksjon hvor endringer i kvantum Q er forklart av prisen P være gitt med

$$Q = \alpha P^\beta \quad (2.4)$$

hvor $\beta < 0$, slik at kurven blir konveks og nedadgående. Ut fra etterspørselskurvens utforming folklarer β hvordan kvantum endrer seg med hensyn på pris, og vil være et mål på etterspørselens priselastisitet.

Videre finnes det ulike definisjoner av e_P^Q ut i fra elastisitetens størrelse. Dersom $|e_P^Q| > 1$ sies priselastisiteten å være *elastisk*, og dersom $|e_P^Q| < 1$ kalles den *uelastisk*. Den kalles *perfekt uelastisk* hvis $e_P^Q = 0$, og *perfekt elastisk* hvis $e_P^Q = \infty$. I enkelte tilfeller er også $e_P^Q = -1$ som kalles *nøytralt elastisk*, som betyr at de relative endringene i pris og kvantum er lik. En illustrasjon av forskjellige konvekse etterspørselskurver med ulik elastisitetsstørrelser er gitt i Figur 2.1



Figur 2.1: Plottet viser forskjellen mellom uelastisk, nøytralt elastisk og elastisk etterspørsel.

Siden elastisiteter er relative endringer, og ikke absolutte, vil ikke priselastisitetene representere helningen på etterspørselskurvene. Dette er fordi en lik økning og reduksjon i hele tall ikke nødvendigvis gir like endringer i prosent. Det er derfor ofte en antakelse at priselastisitetene gir samme effekt for både prisøkninger og prisreduksjoner, og at elastisiteten er lik langs hele etterspørselskurven, selv om dette er debattert i Litman (2017). Det betyr at prosentvise endringer i prisen kan tolkes lineært. For eksempel vil en priselastisitet $e_P^Q = -0,5$ gi en forventet reduksjon i kvantum på -5% ved en ti prosent prisøkning.

Ved større prisendringer kan lineære tolkninger likevel gi overdrevete forventninger, som ikke passer en konveks etterspørselskurve. Med $e_P^Q = -0,5$ er det for eksempel nærliggende å tro at en prisøkning på 50% , ikke fullt ut fører til en reduksjon i kvantum på 25% . Ved større endringer er det derfor ofte behov for en mer konservativ tolkning (Litman, 2017). Prisendringer kan istedet sees på som flere inkrementelle endringer. Med $e_P^Q = -0,5$ og en prisendring på 50% , vil endringen i kvantum bestå av femti $-0,5\%$ reduksjoner i kvantum, slik at hvert steg påvirker en inkrementelt mindre base - altså tilsvarende en eksponentiell funksjon. Effekten av en prisendring på kvantum kan dermed gis med

$$\Delta Q = ((1 + \% \Delta P)^\beta - 1) \tag{2.5}$$

Endringen fra eksempelet kan dermed bergenes som $1,5^{-0,5} \approx 0,82$, som altså indikerer en reduksjon i kvantum på 18% og ikke 25% som ved den lineære tolkningen. Skillet mellom de to tolkningene blir større jo større prisendringer det er snakk om, og mindre ved mindre prisendringer. Relativt små endringer vil dermed ikke føre til nevneverdige forskjeller.

2.2 Elastisitet fra regresjonsmodell

Dersom elastisiteten, med utgangspunkt i Likning 2.4, skal estimeres ved bruk av lineær regresjon og minste kvadraters metode må forholdet være lineært, som kan gjøres ved hjelp av log transformasjon. Lineær regresjon og minste kvadraters metode antas å være kjent for leser, men er kort forklart i Appendiks B.1 (s. 91).

Etterspørselsfunksjonen blir dermed

$$\log Q = \log \alpha + \beta \log P \quad (2.6)$$

hvor $\log \alpha$ kan tolkes som konstantleddet i regresjonen, som gjerne bare blir betegnet som α . I virkeligheten kan kvantum være forklart av andre faktorer i tillegg til pris, slik at regresjonen får et feilledd ϵ . Regresjonsmodellen er dermed gitt med

$$\log Q = \alpha + \beta \log P + \epsilon \quad (2.7)$$

For å se på relative endringer i Q i forhold til endringer i P , kan modellen deriveres med hensyn på pris

$$\frac{\partial Q}{\partial P} \frac{1}{Q} = \frac{\beta}{P} \quad (2.8)$$

$$\Leftrightarrow \beta = \frac{\partial Q}{\partial P} \frac{P}{Q} \quad (2.9)$$

hvor β da blir et mål på hvordan prisen påvirker etterspørselen i prosent, altså et elastisitetsmål.

Det kan nå vises at e_P^Q i Likning 2.3 er tilsvarende β ved å la prisendringene gå mot null

$$e_P^Q = \lim_{\Delta P \rightarrow 0} \frac{\Delta Q}{\Delta P} \frac{P}{Q} = \frac{\partial Q}{\partial P} \frac{P}{Q} = \beta \quad (2.10)$$

Det er viktig å presisere at minste kvadrater metode søker å være beste lineære unbiased estimator, men at dette ikke alltid er tilfellet i virkeligheten. For at dette skal gjelde må metodens forutsetninger være i behold, som beskrevet i Appendiks B.3 (s. 94).

2.3 Langtidselastisiteter

En lineær regresjonsmodell som ikke tar hensyn til dynamikken i konsumentenes tilpasning, vil sannsynligvis få skjevheter i estimatene og problemer med å skille mellom kort- og langtidseffekter (Fearnley & Bekken, 2005). Det er derfor viktig å ta hensyn til konsumentenes tilpasning, og en metode for dette er dynamiske tidsseriemodeller. Det vil si at det tillates å innføre en eller flere forsinkelser i regresjonsmodellen. Forsinkelsene kan være med på å forklare uobserverte eller umålbare effekter som ellers ikke er mulig å kontrollere for i regresjonsmodellen, og kan dermed være med på å minske bias i estimatene.

For å finne langtidseffekter er det vanlig å innføre forsinkelser i avhengig endogen variabel. Forsinkelser i uavhengige eksogene variabler medfører ofte problemer knyttet til autokorrelasjon eller brudd på linearitetsantakelsen (Fearnley & Bekken, 2005). I en regresjonsmodell for etterspørsel, er det ikke urimelig at nivået på tidligere etterspørsel veier tungt i bestemmelsen av dagens etterspørsel.

Dette kan nå illustreres videre ved å la Q_t representere kvantum og P_t representere pris for tidspunkt $t \in T$ hvor T gjelder en gitt tidsperiode. En tenkt dynamisk regresjonsmodell kan da være gitt med

$$Q_t = \phi Q_{t-1} + W_t \quad \forall t \in T \quad (2.11)$$

hvor

$$W_t = \alpha + \beta P_t + \epsilon_t \quad \forall t \in T \quad (2.12)$$

Dersom Q_t og P_t er log-transformert, kan β tolkes som etterspørselens priselastisiteten på *kort sikt*.

Med utgangspunkt i periode j kan Q_{t+j} settes opp som følger

$$Q_{t+j} = \phi^j Q_t + W_{t+j} \quad (2.13)$$

dette kan skrives om ved å substituere Q_t for Likning 2.11, til

$$Q_{t+j} = \phi(\phi Q_{t+j-1} + W_t) + W_{t+j} \quad (2.14)$$

$$\vdots$$

$$= \phi^{j+1} Q_{t-1} + \phi^j W_t + W_{t+j} \quad (2.15)$$

La $e_{P_t}^{t+j}$ være elastisitetmålet for hvordan en prisendring på tidspunkt t påvirker etterspørselen ved tidspunkt $t+j$. For å finne denne effekten så deriveres Likning 2.15 med hensyn på P_t . Matematisk blir dette

$$\begin{aligned} e_{P_t}^{t+j} &= \frac{\partial Q_{t+j}}{\partial P_t} \\ &= \frac{\partial Q_{t+j}}{\partial W_t} \frac{\partial W_t}{\partial P_t} \\ &= \phi^j \beta \end{aligned} \quad (2.16)$$

hvor β er etterspørselens priselastisitet på kort sikt og ϕ er estimatet til forsinkelsen.

Dette vil si at den totale kumulative effekten j perioder etter prisendringen blir

$$\begin{aligned} e_{P_t}^J &= \sum_{n=t}^{t+j} e_{P_t}^n \\ &= e_{P_t}^t + e_{P_t}^{t+1} + \dots + e_{P_t}^{t+j} \\ &= \beta + \phi\beta + \dots + \phi^j\beta \\ &= \beta \frac{\phi^j - 1}{\phi - 1} \end{aligned} \quad (2.17)$$

Hvis $j \rightarrow \infty$ blir dette en uendelig geometrisk rekke og hvis $\phi \in \langle -1, 1 \rangle$ vil denne konvergere. Den totale kumulative effekten $e_{P_t}^\infty$ kan tolkes som den langsktige effekten når hele effekten har materialisert seg. Dette er gitt med

$$\begin{aligned} e_{P_t}^\infty &= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{n=t}^{t+j} e_{P_t}^n \\ &= \beta \sum_{j=1}^{\infty} \phi^{j-1} \\ &= \frac{\beta}{1 - \phi} \end{aligned} \quad (2.18)$$

Dette kan sees på som at korttidsestimaterne konvergerer mot langtidsestimaterne. Her kan det også være interessant å beregne hvor lang tid det tar før effekten har materialisert seg, noe som å gjøres ved å sette Likning 2.17 lik k multiplisert med Likning 2.18, hvor k er en prosentandel av den totale materialiserte effekten. Dette regnes ut på følgende måte

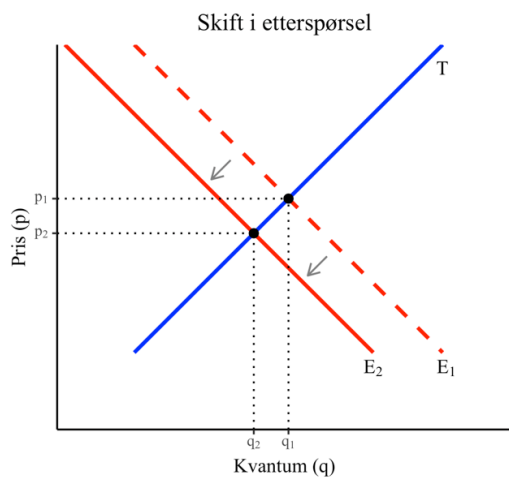
$$\begin{aligned}
 e_{P_t}^k &= e_{P_t}^J \\
 k e_{P_t}^\infty &= \sum_{n=t}^{t+j} e_{P_t}^n \\
 k \frac{\beta}{1-\phi} &= \beta \frac{\phi^j - 1}{\phi - 1} \\
 k(\phi - 1) &= (\phi^j - 1)(1 - \phi) \\
 k\phi - k &= \phi^j(1 - \phi) - 1 + \phi \\
 \phi^j(1 - \phi) &= (1 - k) - (1 - k)\phi \\
 \phi^j \cancel{(1 - \phi)} &= (1 - k) \cancel{(1 - \phi)} \\
 \phi^j &= (1 - k) \\
 j &= \frac{\log(1 - k)}{\log \phi} \tag{2.19}
 \end{aligned}$$

Desto nærmere ϕ er 1, desto lengre tid tar det før effekten har materialisert seg. Hvis ϕ er nært null skjer det meste av tilpasningen på kort tid.

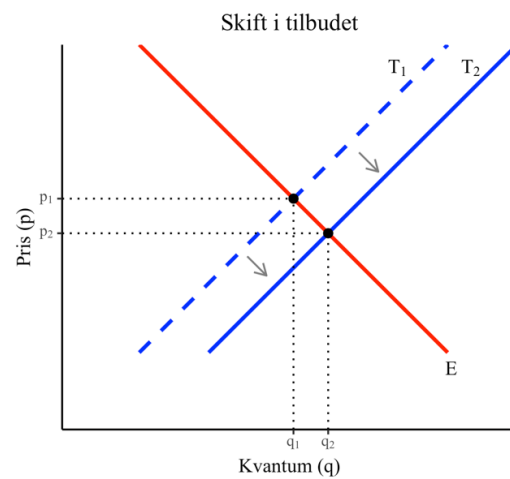
3

Endogenitetsantakelsen og monopolteori

Gauss-Markov teoremets endogenitetsantakelse får en egen teoriseksjon, fordi at ved å estimere kvantum basert på pris, ofte vil by på problemer. Dersom det antas perfekte markeder vil antakelsen bli brutt fordi prisen og kvantum blir simultant bestemt. Altså kan kvantum være med å påvirke prisen på lik linje som at prisen kan påvirke kvantum. Prisen vil da være korrelert med feilledet i regresjonsmodellen, og det kan oppstå *biased* og ukonsistente estimater (Appendiks B.3). I tillegg illustrerer Figur 3.1 og Figur 3.2 et annet problem.



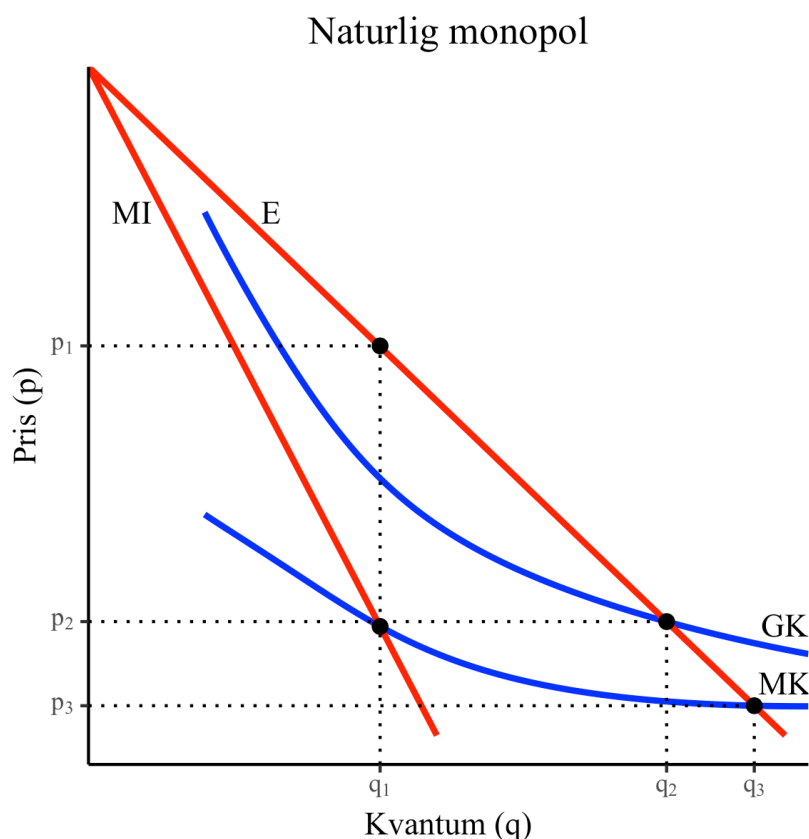
Figur 3.1: Illustrasjon av skift i etterspørsel.



Figur 3.2: Illustrasjon av skift i tilbudet.

I Figur 3.1 har etterspørselen skiftet innover og prisen har endret seg fra p_1 til p_2 . I Figur 3.2 er prisendringene satt ned, men denne gangen fra et positivt skift i tilbudet. Forskjellen er at i Figur 3.2 har kvantum økt, mens i Figur 3.1 har kvantum blitt redusert. Dersom det ikke kan redegjøres for etterspørsels- og tilbudsendringer gjør denne tvetydigheten det vanskelig å trekke rimelige konklusjoner fra prisendringer.

Eksempelet over gjelder for konkurrerende bedrifter. Et monopol vil ha en annen tilnærming. Dette er illustrert i Figur 3.3.



Figur 3.3: Plottet viser forslag til ulike kvanta et monopol kan produsere, hvor E = etterspørsel, MI = marginal inntekt, GK = gjennomsnittlig kostnad, MK = marginal kostnad.

Et profittmaksimerende monopol vil sette kvantum lik q_1 slik at $MI = MK$, og på den måten indirekte oppnå P_1 , som vil gi størst overskudd. Et naturlig statlig styrt monopol, vil trolig heller ønske å øke kvantum - i alle fall ved offentlig transport - fordi prisene typisk blir høy og kvantum blir lavt. Et kjennetegn for naturlige monopol er at gjennomsnittlig kostnad er synkende over det

relevante kvantumsområdet. Marginal kostnad vil derfor være under gjennomsnittlig kostnad siden dette alltid er tilfellet ved synkende gjennomsnittlig kostnad. Det er derfor mer nærliggende å tro at et naturlig monopol velger å tilby q_2 eller q_3 .

Ved å velge q_2 kan de sette prisen lik den gjennomsnittlige kostnaden og drive *break even*. Dersom de ønsker et enda bredere tilbud kan de sette prisen lik den marginale kostnaden. Dette vil medføre et økonomisk tap, siden marginal kostnad er under gjennomsnittskostnad, men tapet kan dekkes av subsidier.

I virkeligheten vil det være utfordrende for et naturlig monopol å sette pris og tilbud i et spesielt ønsket punkt, når konsumentenes etterspørsel ikke er kjent. I offentlig transportsektor er det derfor nærliggende å tro at det tilbys et større kvantum enn det som etterspørres - det fins ledige plasser på bussen - og prisen blir brukt som virkemiddel til å styre etterspørselen. Hvis tilbudet er satt slik og ikke endres, og prisen blir satt eksplisitt av monopolet, vil det dermed enten være sjokk i etterspørselen eller prisendringer som bestemmer det faktisk brukte kvantumet.

Den mikroøkonomiske teorien over viser dermed at det er mulig å gjøre regresjon av kvantum på pris, uten å at estimatene blir biased som følge av brudd på endogenitetsantakelsen.

Del III

Metode

4

Utarbeidelse av modell

For utredningen legges det til grunn en konveks etterspørselskurve. Som følge av dette kan minste kvadraters metode benyttes for å estimere etterspørselens priselastisitet, som lagt frem i Seksjon 2.2 Elastisitet fra regresjonsmodell (s. 14). Metodevalget sammenfaller med fremgangsmåten til de fleste studiene som ble presentert i Seksjon 1.3 (s. 7) og er med på å betrygge valget. Videre legges det til grunn for utredningen at leseren har kjennskap til grunnleggende teori som lineær regresjon, multipel regresjon med tilknyttede antakelser, samt FE og RE. Skulle det være usikkerheter her, er disse enkelt presentert i Appendiks B Grunnleggende teori (s. 91). I tillegg forutsettes det kjennskap til grunnleggende mikroøkonomi på områder som utformingen av etterspørselskurver og markeder.

Det ble gjennomgått i Seksjon 1.3 at Vibe et al. (2005) har i 2005 estimert priselastisiteten knyttet til kollektivtrafikken i Bergen. Det har siden 2005 skjedd store strukturelle endringer innen kollektivtjenesten og en av de største endringene siden den gang er bruken av mobiltelefon. Det må dermed sette spørsmålsteget til hvorvidt disse estimatene fortsatt er aktuelle. Estimaten til Vibe et al. (2005) er derimot relativt like estimatene de fleste andre studiene har lagt frem, som taler til at de fortsatt kan være tildels gjeldene. Videre er dette er med på å bygge opp under antakelsen om at populasjonen i Bergensområdet ikke skiller seg drastisk fra populasjonene dokumentert i Tabell 1.1. Ut fra dette dannes dermed en forventning om at priselastisiteten for Bergensområdet

også vil være relativt lik, altså mellom 0 og -1 , som vil si at etterspørselen betegnes som uelastisk.

Utover forventningen om priselastisitet så legger studiene vekt på viktigheten av å vurdere langtidseffekten, at arbeidsreisende antas å ha en lavere priselastisitet enn fritidsreisende (Litman, 2017), samt at etterspørselen antageligvis vil være påvirket av sesongsvingninger.

4.1 Konstruksjon av grunnmodell

Ut fra mikroøkonomisk teori tas det utgangspunkt i en konveks etterspørselskurve og at kollektivtrafikken betegnes som et normalt eller et mindreverdig gode, da det ikke er konsensus for å hevde at offentlig transport kan være et luksusgode. I Seksjon 2.2 Elastisitet fra regresjonsmodell (s. 14) ble det presentert hvordan det er mulig å estimere priselastisiteten ved minste kvadraters metode, med følgende modell

$$\log q = \alpha + \log p + \epsilon \quad (4.1)$$

hvor

$q = \text{Salgskvantum}$

$p = \text{Pris}$

$\alpha = \text{Konstantledd}$

$\epsilon = \text{Feilledd}$

I Seksjon 1.2 Bakgrunn (s. 3) ble det lagt frem at Skyss tilbyr en rekke ulike produkter og det kan ikke uten videre forventes at alle disse har lik følsomhet ovenfor prisendringer. Dette retter kritikk mot Vibe et al. (2005) som presenterer kun ett elastisitetmål knyttet til offentlig transport i Bergen og tar dermed ikke hensyn til dette. For å estimere flere elastisiteter kan det likevel tas utgangspunkt i samme grunnmodell som Vibe et al. (2005). Forskjellen er at hvor de skilte mellom ulike byer, så vil det her skilles mellom ulike produkter. For å gjøre dette er settet med alle billettene definert

som I hvor i er en vilkårlig billett. Utformingen av en slik modell vil se ut som følger

$$\log(q_n) = \alpha + \sum_{i \in I} (\beta_i \log(p_n) D_i) + \epsilon_n \quad (4.2)$$

hvor

q_n = Salgskvantum for rad n i datasettet

p_n = Pris for rad n i datasettet

β_i = Priselasiteten for produkt i

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder produkt } i \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

α = Konstantledd

ϵ_n = Feilledd for rad n i datasettet

Denne utforming vil gi estimater på priselasitetene for hvert individuelle produkt i regresjonsresultatene. Dette skyldes at dummyvariabelen D_i sier om raden i datasettet er knyttet til produkt i eller ikke. Her vil det bare være en aktiv billett om gangen siden hver rad er knyttet til ett spesifikt produkt.

På grunn av at det tas utgangspunkt i en koveks etterspørselskurve vil ikke elastisitetmålene være representative for effekten ved større prosentvise endringer. Da beregnes effekten, som vist i Likning 2.5 i Seksjon 2.3 Langtidselastisiteter (s. 15), ved hjelp av

$$\% \Delta Q = ((1 + \% \Delta P)^\beta - 1) \quad (2.5)$$

4.1.1 Endogenitet

I Seksjon 2.2 Elastisitet fra regresjonsmodell (s. 14) understrekes det at regresjonsmetoden har noen grunnleggende antakelser som må være til stede for at modellen skal være gyldig. Det antas å være kjent for leseren, men er beskrevet kort i Appendiks B.3 (s. 94). Likevel krever endogenitet-santakelsen nærmere undersøkelse. Dette er fordi det settes opp en modell hvor kvantum estimeres med pris som uavhengig variabel. Dette er også grunnen for at denne antakelsen er forklart nærmere i Seksjon 3 Endogenitetsantakelsen og monopolteori (s. 18).

For Skyss og kollektivtilbudet i Bergen antas det derimot å ikke eksistere et endogenitetsproblem. Dette skyldes at prisen bestemmes av fylkestinget og ikke markedet. Over tid kan gjerne salgsvolumet være med å påvirke de folkevalgte representantene til å redusere eller øke prisen: Dette er i så fall en tilpasning som vil skje på lengre sikt. Med utgangspunkt i tidsperioden denne utredningen forholder seg til så antas dette å ikke være en faktor og det legges til grunn at det ikke vil eksistere et endogenitetsproblem i denne utredningen.

4.1.2 Kausalitet

I de fleste økonometriske analyser er et av målene å antyde et kausalt forhold. Det vil si at det foreligger et årsak-virkningsforhold mellom variablene i stedet for en korrelasjon. Begrepet *ceteris paribus* - alt annet likt - spiller en avgjørende rolle (Wooldridge, 2016, s. 10-11). Dette betyr at siden denne utredningen undersøker effekten av prisendringer på antall solgte bussbilletter, må alt annet, som inntekt og andre faktorer, holdes likt. Dersom dette ikke lar seg gjøre, begrenser det muligheten for å drøfte et kausalt forhold.

I en regresjonsmodell må det inkluderes alle variabler som påvirker avhengig variabel, men ikke påvirker variabelen av interesse. Dersom dette ikke lar seg gjøre eksisterer det et *omitted variable bias*. I virkeligheten er det vanskelig å kontrollere for alt annet, og så lenge estimatene er biased, kan det ikke med sikkerhet sies at estimatene representerer en kausal sammenheng. På grunn av dette må det sees nærmere på hvorvidt det er grunnlag for en kausal tolkning.

4.2 Prisvariabel

Problemstillingen presiserer at fokuset for denne utredningen er voksne enkeltreisende. Prishistorikken for de billettene dette gjelder er hentet inn fra Skyss og må betegnes som en sikker kilde. I og med at voksenbillettene i fokus ikke er knyttet til noen rabattordninger, som for eksempel for honørbilletter, gjør dette at prishistorikken utredningen forholder seg til er liten og oversiktlig. Det er dermed lett å kontrollere og liten sannsynlighet for at noen av prisene er feil og påvirker reliabiliteten. For å være helt sikre på at det ikke foreligger noen feil her, er datamaterialet dobbeltsjekket.

Siden Skyss ble opprettet i 2007 (Skyss, 2019e) har produktporteføljen variert. I februar 2018 ble både klippekortet og enkeltbillett med mobilkonto ekskludert fra porteføljen. Før dette har produktporteføljen vært relativt konstant siden juni 2013 hvor det kom en ordning med høyere priser for å kjøpe billetten ombord på bussen, altså enkeltbillett kontant. Det betyr at det eksisterer en lengre periode hvor billetttilbudet er relativt likt.

Det er viktig å presisere, som nevnt i Bakgrunn (s. 5), at nattbilletten som har eksistert for deler av perioden er utelatt fra denne utredningen. Denne ble avvirket februar 2017 (Byråd for byutvikling, 2019), men siden denne kun forholdt seg til billettsalg fra 00:30 til 03:00 vil denne ha et mye dårligere datagrunnlag enn de resterende billettene og derfor ekskludert.

I utgangspunktet vil det være nærliggende å forvente at en prisendring på en av billettene kan ha en effekt på salget av andre billetter. Dermed hvis for eksempel prisen på 30 dagers billetten skulle øke med 100 %, så er det trolig at flere av konsumentene vil se seg om etter andre alternativer. Hvis 7 dagers billetten ikke har endret seg i pris, så vil den ha blitt relativt billigere i forhold til 30 dagers billetten, og det kan av den grunn tenkes at flere av konsumentene velger å kjøpe 7 fremfor 30 dagers billetten. Dette handler om etterspørselens krysspriselasitet, som er et mål på hvordan kvantumet endrer seg som følge av en prisendring på et annet produkt. Krysspriselasiteten er noe som vil være ønskelig å inkludere i modellen siden det vil si mer om hvilken effekt en gitt prisendring har på det totale salget eller salgsinntekten. Problemet her er at prisene som regel endrer seg samtidig og derav kan ikke krysspriselasiteten estimeres. Grunnen for dette er at det

krever at kun ett utav to produkter som betegnes som substitutter opplever en prisendring. Ergo vil dette være en mangel i utredningen og kan være noe som bygges videre på hvis praksisen for prisendringer endres eller det estimeres på andre måter.

4.2.1 Inflasjonsjustering

Videre kan det være reelt å justere for inflasjonen for at prisene skal kunne sammenlignes, da for eksempel 37 kr i 2016 er relativt dyrere enn 37 kr i 2017. Litman (2017) legger frem i sin studie at det bør justeres for inflasjon som støtter opp om denne tankegangen. Shafir, Diamond, og Tversky (1997) med sin *The Money Illusion* teori taler mot dette gjennom å legge frem at folk generelt sett forholder seg til nominelle priser i stedet for reelle priser. Dette legger til grunn at den opplevde kostnaden av 37 kr i 2016 sammenliknet med 2017 er lik og dermed ikke noe som påvirker etterspørselen etter offentlig transport.

Siden det er argumenter for og i mot dette, vil det i Seksjon 6.2 Inflasjonsjustering (s. 53) bli gjort en sammenlikning mellom to modeller, hvor den ene er inflasjonsjustert. Deretter vil det bli gjort en vurdering på hvilken modell som vil bli fokusert på videre. For utredningens skyld vil det her bli presentert et utgangspunkt for modellen som inflasjonsjusteres, men videre vil det tas utgangspunkt i en modell som ikke er inflasjonsjustert. Modellen for inflasjonsjustering er gitt fra Modell 4.2, med

$$\log(q_n) = \alpha + \sum_{i \in I} (\beta_i \log(p'_n) D_i) + \epsilon_n \quad (4.3)$$

hvor den nye faktoren

$$p'_n = \text{Pris for rad } n \text{ i datasettet inflasjonsjustert}$$

For å kunne justere for inflasjon hentes konsumprisindeksen (KPI), spesifikt KPI-JAE som er justert for avgiftsendringer og ekskludert energivarer, for perioden januar 2006 til februar 2019 fra Norges Bank sine nettsider (NorgesBank, 2019). Prisene vil i oppgaven justeres med januar 2018 som referansepunkt. Med bakgrunn i at denne informasjonen er hentet fra Norges Bank sine egne nettsider, vurderes dette som en troverdig kilde.

4.3 Kvantumsvariabel

Utgangspunkt for samarbeidet med Skyss ble all salgsdata fra januar 2012 til mars 2019 tilgjengeliggjort. Denne salgsdataen danner hovedgrunnlaget for estimeringen av priselastisitetene i tillegg til annen data som er hentet inn etter behov. Dette betyr at resultatenes kvalitet er svært avhengig av kvaliteten på salgsdataen, siden analysene ikke vil være bedre enn grunnlaget de er basert på. Med det menes at hvis kvaliteten på dataen er lav, altså inneholder mange feil og mangler, vil estimatene være farget av dette. Hvis det er høy kvalitet, er det derimot grunnlag for bedre estimater. Prinsippet her er ikke bare knyttet til salgsdataen, men all informasjon som er blitt hentet inn. Selv om kvaliteten på salgsdataen forventes å være pålitelig, siden den kommer direkte fra databasen til Skyss, har materialet blitt ryddet i forsøk på å ekskludere mest mulig dårlig data. Dette er blant annet data som feilregistrerte salg som er kommet inn i databasen. Før dette vil bli gjennomgått er det essensielt å gjøre en vurdering av hvorvidt salgsdataen er representativ for populasjonen som det ønskes å undersøke.

Hovedmålet til utregningene er å prøve og si noe om hvordan etterspørselens priselastisitet er i Bergensområdet. Fordi salgsdataen inneholder hvert salg som er skjedd for denne perioden, så må dette kunne antas å gi et bilde av befolkningen som benytter seg av offentlig transport. Det mangler derimot informasjon om befolkningen som velger å ikke bruke kollektivtjenestene, siden salgsdataen kun inneholder informasjon om salg og ikke sier noe om alle de gangene det ikke blir gjort et salg. For å illustrere dette gjennom et eksempel så kan det tenkes en person som normalt sett kjøper en enkeltbillett for å ta bussen. Hvis det skulle skje en prisendring, eller noe annet, som får denne personen til slutte å kjøpe enkeltbilletten så vil det ikke bli registrert noe. Da det er ikke mulig å forhold seg til individer, eksisterer det ikke noe informasjon om at denne personen ikke kjøper enkeltbillett lengre. Salgshistorikken vil dermed kun si noe om at for hvert registrerte salg så var det noen som var villig til å betale den prisen som ble tilbudt.

Ved å ta utgangspunkt i at salgsdataen gir et bilde av den delen av befolkningen som velger å benytte seg av kollektivtilbudet gjennom perioden, så gir dette mulighet til å fokusere på de overordnede reaksjonene til befolkningen i markedet og ikke på individnivå. Med dette så menes det at salgsdataen gir informasjon om hvor mange som til en hver tid har valgt å benytte seg av offentlig

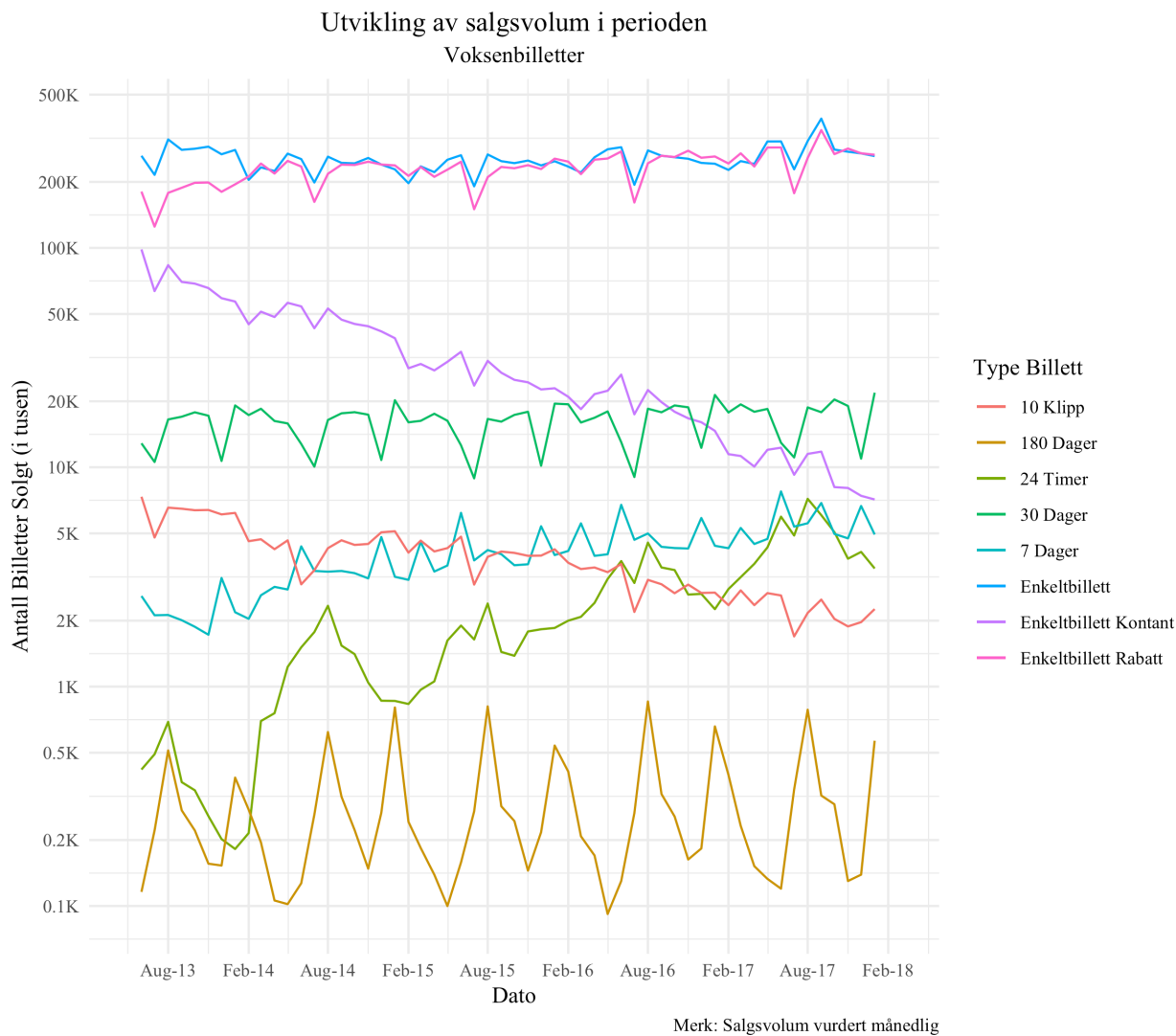
transport. Det gir muligheten for å vurdere om denne mengden endrer seg som følge av at prisene på produktene endrer seg, noe som legger til grunn behovet for å se på salgskvantum. Det betyr at salgsdataen må aggregeres slik at det blir mulig å vurdere hvordan salgsvolumet endrer seg.

Vedrørende hvordan dataen skal aggregeres er det fordeler og ulemper knyttet til de ulike tidsrammene. Av de studiene som baserer seg på kvantitative analyser presentert i Seksjon 1.3 Empiriske funn (s. 7) er det flere, blant annet Dargay og Hanly (2002), som velger å forholde seg til data på årsbasis. Fordelene med dette er at det ikke trengs å ta hensyn til naturlige fluktasjoner på daglig, ukentlig og månedlig nivå, som gjør det enklere å modellere. Faren her er at modellen kan bli for generell og ikke lar seg kontrollere for faktorer som i virkeligheten spiller en signifikant rolle. Dette betyr også at det er behov for å se på lengre tidsperioder for å ikke estimere ut fra svært få observasjoner. Her er det likevel viktig at tidsperioden ikke blir for langt siden det åpner for at befolkningen og markedet ikke er sammenlignbar for hele perioden. Dette betyr at med et datasett over 20 år med årlig salgsvolum vil det være 20 datapunkter, men markedssituasjonen for kollektivtjenestene i 1998 er antakeligvis forskjellig fra situasjonen i 2018. Et datasett over 5 år vil derimot se på en befolkningsgruppe som er mye mer likt, men kun inneholde 5 datapunkter.

Salgsdataen strekker seg over 7 år og det legges dermed til grunn en antakelse om at befolkningen ikke endrer seg mye over disse årene. Denne antakelsen er nødvendig for å kunne utføre sammenligninger gjennom perioden. Videre så vurderes det som for lite variasjon i den årlige salgsdataen til å kontrollere for faktorer som påvirker salgsvolumet. Dette gjør at det vil bli mindre rimelig å ha en kausal tolkning knyttet til estimatene. Likefullt vil data på times- eller dagsnivå bli for detaljert å analysere, fordi det inneholder for mye tilfeldig variasjon som ikke lar seg kontrollere for.

Det er å foretrekke et månedlig nivå fremfor ukensnivå på grunn av selve prisjusteringene. Det er en etablert praksis hos Skyss at prisene endres 1. februar med få unntak. Med et ukensnivå vil disse prisjusteringene skje inne i ukene og det vil oppstå en feilkilde knyttet til hvordan salgsvolumet for den respektive uken skal bli fordelt i forhold til den nye og den gamle prisen. Med bakgrunn i dette vil salgsdataen fra Skyss bli aggregert til månedsnivå.

Med utgangspunkt i salgsvolumet per måned vil salgsvolum for de ulike billetttypene se ut som følger



Figur 4.1: *Utvikling i salgsvolumet i perioden for de ulike billetttypene for voksen. Merk at salgsvolumet er skalert med \log_{10} .*

I figuren kommer det tydelig frem at det er enkeltbillett og rabattert enkeltbillett som står for den høyeste kvantiteten og stort sett ligger på i overkant 200 000 billetter per måned gjennom hele perioden. De fleste billettene ligger relativt stabilt gjennom årene, men det illustreres tydelige sesongsvingninger innad per år som stemmer med forventningene.

4.3.1 Avgrensning

Det er foretatt en rekke avgrensninger for å begrense og konkretisere omfanget av utredningen. Innledningsvis i Seksjon 1.2 Bakgrunn (s. 3) ble det nevnt at utredningen kun vil forholde seg til salg av voksenbilletter. Det vil si billetter kjøpt av personer som ikke kvalifiserer til en spesiell prisreduksjon. Dette ekskluderer blant annet studenter og pensjonister. Bakgrunnen for denne avgrensningen er at effekten av prisendringer trolig vil være forskjellig mellom de ulike aldersgruppene, som er et poeng fremhevet av Litman (2017). Litmans studie viser blant annet at etterspørselen etter offentlig transport generelt er høyere blant unge og eldre. I tillegg eksisterer det flere strukturelle endringer i billettene for disse brukerne, noe som gjør det vanskelig å utarbeide treffsikre modeller. Ut fra at det ikke eksisterer oppdaterte elastisitetsmål for voksne og dette er den største gruppen, er det naturlig å begynne med disse.

Videre er utregningen avgrenset til å fokusere på enkeltreisende. Dette betyr at det sees bort fra salg av gruppebilletter og tilfeller hvor det er kjøpt flere billetter samtidig. Ved gruppebilletter er det vanlig med en form for kvantumsrabatt, slik at prisen per person blir lavere. Avgrensningen skyldes en forventning om at priselastisiteten i disse tilfellene er annerledes enn for enkeltsalg, og spesielt når antall billetter solgt samtidig er høyt. Hvis dette skulle vært tatt hensyn til måtte det blitt trekt ut salgsdata for å så dele opp etter hvilke billetter det gjelder og volum. Dersom alle disse billettene gjelder voksenbilletter til samme pris så er det betydelig lettere å forholde seg til, enn hvis det gjelder flere forskjellige billetter til ulike befolkningsgrupper. Kompleksiteten alt dette medfører, samt at det forventes en ulik priselastisitet for gruppebilletter, er bakgrunnen for denne avgrensningen. Hvis disse salgene hadde blitt inkludert ville estimatene blitt mer upresise og mindre verdifulle da de prøve å gi en samlet priselastisitet.

Salgsdataen gir mulighet for å skille salget mellom salgskanaler, men tydeliggjorde også feil i datasettet knyttet til registreringer som for eksempel enkeltbillett - ikke enkeltbillett kontant - er kjøpt ombord på bussen. Ved å ekskludere disse tilfellene fører det til økt reliabilitet av grunnlaget for resultatene.

Videre ble det lagt frem i Seksjon 1.2 Bakgrunn (s. 3), tre større strukturelle endringer. Dette legges

til grunn for at soneinndelingen og billettutvalget var mest stabilt i perioden juni 2013 til februar 2018. For mye strukturell variasjon i perioden øker sannsynligheten for at ukjente eller umålbare faktorer som er med på å forklare etterspørselen, påvirker estimatene. For at ikke disse større endringene skal påvirke analysen tidsavgrensnes salgsdataen. Det oppstår nå et spørsmål knyttet til om tidsavgrensingen fører til at estimatene ikke vil være gyldige etter soneendringen, og dermed ikke mulig å legge til grunn for driftsrelaterte beslutninger. For å gjøre en vurdering på om dette er en reell bekymring så vil det bli fremlagt en alternativ modell senere i Seksjon 4.4.4 Lang periode (s. 44) for hvordan det skal vurderes om en slik avgrensning er et riktig valg.

Med samme formål som ved å ekskludere salg registrert i feil salgskanaler er prisdataen presentert i Figur 1.2, som har svært høy pålitelighet, blitt linket opp mot prisene registrert i salgsdataen. Dette gjør at det kun hentes ut salg hvor prisen på billetten sammenfaller disse prisene og alt annet salg hvor det er registrert priser gjennom perioden som ikke har eksistert blir ekskludert. Her må det legges til at modellen er i seg selv sensitiv til avvikende priser. Dette er fordi estimatene prøver å gjengi hva som skjer om prisen endres. Hvis en liten gruppe har tilgang til en lavere pris vil det bli registrert som at denne prisen fører til færre salg, altså slå feil ut i estimatene.

Utvelgelsen med pris gjør at alle salg hvor det er blitt betalt andre priser, som for eksempel når det blir kjøpt flere billetter samtidig, blir ekskludert fra analysen. Dette er greit siden det er i henhold til avgrensningen hvor det ble presistert at det kun sees på enkeltreisende.

Som en oppsummering av avgrensningen vil dermed resultatene være basert på voksenbilletter solgt til enkeltreisende innenfor sone Bergen, og basere seg på et utvalg av data fra juni 2013 til februar 2018, med et datasett som er filtrert for å sikre større pålitelighet og mer troverdige estimater.

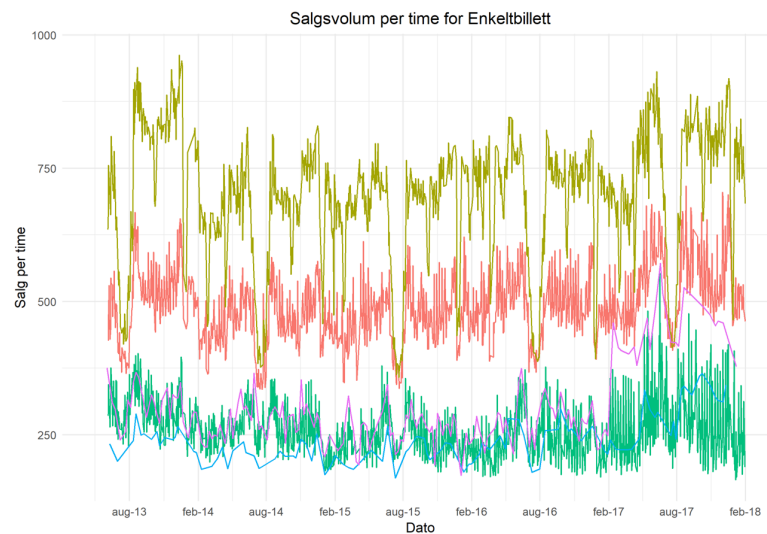
4.3.2 Bearbeiding av kvantumsvariabel

Av naturlige årsaker vil salgsvolumet variere gjennom dagen og mellom de ulike dagene i uken. På dagsbasis vil det være naturlig at salget varierer i forhold til rush, eller kveld. Videre vil det være naturlig at salget er lavere i helgene enn i ukedagene, da spesielt om søndagen. Lørdagen vil dagtidssalget være noe mer likt ukedagene da det fortsatt er mye fritidsreiser, for eksempel i

forbindelse med handling. Søndagen derimot forventes å være lavere da de fleste butikkene som regel holder stengt. Dette er variasjon som er ønskelig å trekke ut for å få bedre estimater på priselastisitetene. Videre betegnes salget om søndagen som helg, mens lørdagen som hverdag.

Med utgangspunkt i enkeltbilletten - ikke kontant eller rabattert - ser salgsvolumet ut som følgende når det er delt opp etter rushperiode, kveld ukedag, helg, helgekveld og dagtid.

Ut fra Figur 4.2 er det tydelig at det eksisterer en variasjon mellom salget i rushperioden, på dagtid og ellers. Kveld i hverdagen og om helgen er relativt like, men det sees en tendens til en liten økning fra februar 2017 som sammenfaller med tidspunktet hvor nattbilletten ble tatt ut av produktporteføljen. Nattbilletten er bare mulig å kjøpe de dagene kollektivtjenesten tilbys frem til kl 03:00, som i all hovedsak gjelder to dager i uken. Med bakgrunn i dette så vil det ikke gjøres noen justeringer for dette i modellen.



Figur 4.2: Salgsvolumet i perioden for enkeltbillett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).

Balcombe et al. (2004) legger frem at salg i rushtidene har en tendens til å være knyttet til arbeids- og utdanningsreiser og forventes dermed å være relativt faste over tid. Reiser utenom dette er i større grad knyttet til fritidsreiser, hvor konsumentene i større grad har anledning til å variere mellom transportmetoder. Dermed vil det forventes en høyere elastisitet utenom rushtidene. Fordi det forventes ulik elastisitet mellom arbeids- og fritidsreisende, inkluderes det en dummyvariabel som multipliseres med prisen slik at estimatene vil skille i forhold til rushtiden.

På grunn av at det er et tydelig skille i timesalget mellom rush, kveld, helg og ellers, er det viktig å ta høyde for denne variasjonen. Håndteringen av rushperioden er forklart, men siden det ikke er en forventning om ulik elastisitet relativt mellom dagtid, kveld og helg, inkluderes det dummyvariabler for kveld og helg i modellen for å ekskludere variasjon som ikke er knyttet til prisendringer.

Dette gjør at Modell 4.2 oppdateres på følgende måte, hvor R er tilstandene i eller utenom rushtiden og r er en av disse to tilstandene.

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} (\beta_{ir} \log(p_n) D_i \mathbf{Rush}_r) + \\ \delta_1 \mathbf{Kveld} + \delta_2 \mathbf{Helg} + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.4)$$

hvor

q_n = Salgskvantum for rad n i datasettet

p_n = Pris for rad n i datasettet

β_{ir} = Priselastisiteten for produkt i for tilstand r

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder produkt } i \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$\mathbf{Rush}_r = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder tilstand } r \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$\mathbf{Kveld} = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder kveld} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$\mathbf{Helg} = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder helg (søndag)} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

α = Konstantledd

ϵ_n = Feilledd for rad n i datasettet

En viktig bemerkning her er at salgsvolumet er representert som salg per time. Dette må til for å få en riktig representasjon av volumet. Grunnen er at selv om salget i rushperioden er høyere per time, så er rushperioden såpass mye kortere enn resten av dagen at en enkel summering ville gitt inntrykk

av at det er mindre pågang i rushtiden enn ellers, noe som ikke er riktig. Videre i utredningen vil salgsvolumet dermed være en representasjon av salg per time. Dette gjør dermed at ved aggregeringen til månedsnivå må salgsdataen utformes som et gjennomsnitt da det ikke vil gi mening å se på summen av timessalg i måneden. Videre vil det si at etterspørselens priselastisiteter som blir estimert vil si noe om effekten av en prisendring på gjennomsnittlig timessalg.

For å finne riktige estimater for timessalg innenfor variasjonen knyttet til rush, kveld og helg, må beregningene defineres. I hverdage vil det være aktuelt å se på salget i forhold til rushperioden, samt for kveld. For å definere rushtiden vil det tas utgangspunktet til Bergen Kommunes definisjon av rushtidsperioder. Dette er to ganger daglig i hverdage. Om morgenen varer dette fra kl 06:30 til 09:00 og om ettermiddagen fra kl 14:30 til kl 16:30 (Ferde, 2019). Når det kommer til kveld så defineres dette som salg som skjer etter kl 20:00 og frem til kl 04:00 morgningen etterpå. Likevel så beregnes varigheten av kveldssalg for perioden 20:00 til 00:30, altså 4,5 timer. Dette er fordi det ikke generelt sett går busser på nattestid i ukedagene. Her vil det falle et avvik på fredagen hvor bussene går frem til kl 03:00 og gjør at kveldsperioden defineres som 7 timer. Når det kommer til lørdag og søndag så vil ikke rushskillet være aktuelt, men et skille mellom dag og kveld vil være like aktuelt. Definisjonen av kveldsperioden vil være den samme på søndagen som i hverdagen, men lørdagen vil bli behandlet som fredagen.

4.3.2.1 Salgskanal

Skyss tilbyr et større utvalg av plattformer hvor det er mulig å kjøpe ulike bussbilletter, for eksempel gjennom mobilapp eller hos kommisjonær. Gjennom perioden har utviklingen gått i retning av at flere og flere bruker mobilappen for å kjøpe billetter. Salgsdataen inneholder informasjon om hvilken salgskanal som er knyttet til hvert salg. Dette åpner for muligheten for å differensiere mellom de ulike salgskanalene slik at hver salgskanal og hvert produkt kan ha egne estimater. Verdien av dette er at det kan eksistere en ulikhet mellom folk som kjøper billett gjennom mobil, hos kommisjonær eller ombord på bussen, og derav en ulik elastisitet for de ulike kanalene. For å kontrollere for denne variasjonen håndteres det på samme måte som for rushtiden ved å inkludere en dummyvariabel. Ved å skille estimatene innefor hver salgskanal er det viktig å være oppmerksom

på at det foreligger en feilkilde i at det har vært et skifte gjennom perioden hvor det meste av salget skjer over mobil.

Modell 4.4 vil dermed bli bygget på til følgende hvor C er settet med alle salgskanalene og c er en vilkårlig kanal

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i Rush_r Kanal_c) + \\ \delta_1 Kveld + \delta_2 Helg + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.5)$$

hvor den nye faktorer

$$Kanal_c = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder kanal } c \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

4.3.2.2 Sommer & Jul

Litman (2017) antyder blant annet at etterspørselen etter offentlig transport forventes å variere i forhold til sesong og ferier. Denne antakelsen forsterkes ut fra Figur 4.1 hvor det er en stor reduksjon i perioder som sammenfaller med fellesferien om sommeren (juli) og i julen (desember). Ved å inkludere dummyvariabler for disse periodene vil det trolig bli ekskludert enda mer forstyrrelse fra estimatene, og Modell 4.5 oppdateres til

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i Rush_r Kanal_c) + \\ \delta_1 Kveld + \delta_2 Helg + \delta_3 Sommer + \delta_4 Jul + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.6)$$

hvor de nye faktorene

$$Sommer = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder sommer/juli} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Jul = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder jul/desember} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

4.3.3 Forsinkelser

I litteraturen er det vanlig å skille mellom kort- og langtidseffekter, hvor det har blitt vist i Tabell 1.1 at priselastisiteter på lang sikt er større i absolutt verdi. Det legges frem at dette skyldes treghet i aktørenes tilpasning, og at enkelte faktorer er faste på kort sikt. Over lengre tid kan det bli gjort tilpasninger som endring av reisevaner mellom nære substitutter som bil og sykkel, men også flytting av bosted eller jobbskifte. I Seksjon 2.3 (s. 15) ble det lagt frem at inkludering av forsinkelser kan være med å fange opp disse tilpasningene i markedet.

Wooldridge (2016, s. 283-284) legger frem at bruk av forsinkelser på avhengig variabel er generelt en måte å kontrollere for uobserverte variabler, uten at metoden nødvendigvis er perfekt. Det kan likevel hjelpe med å gi bedre estimater av effekten av prisendringer på salgsvolum variabelen og derav bedre grunnlaget for en kausal tolkning.

Videre diskuterer Fearnley og Bekken (2005) hvordan de finner langtidseffekten for de ulike elastisitetene. Forskjellen er at de baserer seg på årlig data, mens det i denne utredningen tas utgangspunkt i månedlig data. Dette betyr at Fearnley og Bekken (2005) kontrollerer for hvordan etterspørselen var ett år tilbake. Ved å ta utgangspunkt i månedsdata blir spørsmålet om hvordan det best skal utformes for å finne langtidseffekten, altså skal det være en forsinkelse på månedsbasis, på årsbasis, eventuelt både og.

I Figur 4.1 (s. 30) vises det tydelige sykliske svingninger innad i årene. Det vil si at en forsinket kvantumsvariabel på ett år trolig vil kunne forklare noe av variasjonen i dag. Dette legger et grunnlag for at en slik variabel vil kunne være med å kontrollere bort andre uante faktorer som modellen ikke klarer å kontrollere for, slik Wooldridge (2016, s. 283-284) forklarer.

På samme måte vil det være nærliggende å tro at variasjonen en måned tilbake vil kunne være med å forklare variasjonen i inneværende måned. Dette er knyttet til at gjennom perioden så er det en utvikling i salgsvolumet og det kommer tydelig frem i Figur 4.1 at ingen av produktene ligger på samme nivå. Det betyr at forsinkelsen et år tilbake vil kunne si noe om det er høysesong eller lavsesong, altså gi et utgangspunkt for hva salgsvolumet vil være, mens den månedlige forsinkelsen vil si noe knyttet til om det kan forventes at det er noe høyere eller lavere enn året tidligere.

Selv om det er mest nærliggende at det er en modell med to forsinkelser vil gi de beste estimatene, så vil det gjøres en sammenligning i resultatseksjonen mellom ulike varianter; ingen forsinkelser, årlig forsinkelse, månedlig forsinkelse eller begge deler. Dette for å basere resultatene på en best mulig modell.

En modell med både årlig og månedlig forsinkelse, med utgangspunkt i Modell 4.6, vil se ut som følger

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i R_{ush_r} K_{anal_c}) + \\ \delta_1 K_{veld} + \delta_2 Helg + \delta_3 Sommer + \delta_4 Jul + \\ \phi_1 \log(q_{t-1}) + \phi_2 \log(q_{t-12}) + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.7)$$

hvor de to nye faktorene

q_{t-1} = Salgskvantum for nøyaktig én måned

tidligere enn salgskvantum i rad n

q_{t-12} = Salgskvantum for nøyaktig ett år

tidligere enn salgskvantum i rad n

4.3.3.1 Beregning av langtidseffekten ved to forsinkelser

Grunnlaget for å beregne langtidseffektene med både årlig og en månedlig forsinkelse, må utledes, men følger samme metodikk som i utledningen i Seksjon 2.3 Langtidselastisiteter (s. 15). Med utgangspunkt i Likning 2.11 får følgende utforming med to elastisiteter

$$Q_t = \phi_1 Q_{t-1} + \phi_2 Q_{t-12} + W_t \quad (4.8)$$

hvor W_t stemmer overens med Likning 2.12, ϕ_1 er den månedlige forsinkelsens koeffisient, og ϕ_2 er den årlige forsinkelsens koeffisient. Videre så vil $\frac{\partial W_t}{\partial P_t}$ i Likning 2.16 forsette å være etterspørrelsens priselastisitet på kort sikt, mens $\frac{\partial Q_{t+1}}{\partial W_t}$ vil inneholde koeffisienten til både årlig og månedlig forsinkelse.

Ved å nå definere h som det årlige intervallet med månedlige tall utformet som $\{12, 24, \dots\}$, blir dette en årlig utvikling med antall måneder for periodene. Dette blir utgangspunktet for å finne $\frac{\partial Q_{t+h}}{\partial W_t}$. Her tas det utgangspunkt i fremgangsmåten med én forsinkelse, men for å få en mer oversiktlig fremvisning vil det ikke bli inkludert deler av likningen som blir null ved partialderivasjon med hensyn på W_t . Partialderivasjonen blir da

$$\begin{aligned} Q_{t+h} &= \phi_1 Q_{t+h-1} + \phi_2 Q_{t+h-12} + \cancel{W_{t+h}} \\ &\quad \vdots \\ &= \phi_1^{h+1} Q_{t-1} + \phi_1^h W_t + \phi_2^{\frac{h}{12}+1} Q_{t-12} + \phi_2^{\frac{h}{12}} W_t \\ &= \left(\phi_1^h + \phi_2^{\frac{h}{12}} \right) W_t \end{aligned} \quad (4.9)$$

Dette betyr at langtidselastisiteten beregnes på følgende måte

$$\begin{aligned} e_{P_t}^{t+h} &= \frac{\partial Q_{t+h}}{\partial W_t} \frac{\partial W_t}{\partial P_t} \\ &= \left(\phi_1^h + \phi_2^{\frac{h}{12}} \right) \beta \end{aligned} \quad (4.10)$$

På samme måte som for én forsinkelse beregnes den totale kumulative effekten etter h perioder på følgende måte

$$\begin{aligned} e_{P_t}^H &= \sum_{n=t}^{t+h} e_{P_t}^n \\ &= \beta \frac{(\phi_1^{12} + \phi_2)^{h-1} - 1}{(\phi_1^{12} + \phi_2) - 1} \end{aligned} \quad (4.11)$$

Den totale materialiserte effekten når $h \rightarrow \infty$ vil være

$$\lim_{h \rightarrow \infty} \beta \frac{(\phi_1^{12} + \phi_2)^{h-1} - 1}{(\phi_1^{12} + \phi_2) - 1} = \frac{\beta}{1 - (\phi_1^{12} + \phi_2)} \quad (4.12)$$

Videre blir matrialiseringstiden for k andeler gitt ved

$$h = \frac{\log(1 - k)}{\log(\phi_1^{12} + \phi_2)} \quad (4.13)$$

4.4 Validitetsgrunnlaget

Tidligere i metoden, Seksjon 4.1.1 Endogenitet, ble det diskutert hva som skal til for å kunne trekke en konklusjon fra modellen om hvordan populasjonen reagerer på prisendringer. Et viktig prinsipp her var *ceteris paribus* slik at den effekten som spores tilbake til endringen av pris ikke er farget av manglende faktorer. Virkeligheten er svært komplekst og innvevd, noe som gjør at det ikke lar seg rett frem kontrollere for alt. Hvis det hadde vært mulig å konstruere et eksperiment, gitt at dette gjøres riktig og testgruppen er en representativ testgruppe for populasjonen, så ville dette være en god måte å finne den kausale effekten. Når dette ikke lar seg gjøre, blant annet på grunn av utredningens begrensning på tid og midler, kunne det vært mulig å benytte seg av metoder som *Difference in differences (DD)* eller *Instrumental variable (IV)* for å bedre få ut estimater med utgangspunkt i alt annet likt. Likevel krever DD at det sammenlignes med et marked som betegnes som likt både i utvikling og påvirkningsfaktorer, noe som vanskelig lar seg gjøre for denne utredningen. De nærmeste markedene som muligens kunne latt seg sammenlikne måtte blitt i andre norske storbyer, noe som ville økt omfanget av utredningen betydelig. Hvis det skulle bli brukt IV-metoden, så gjøres dette ved å instrumentere prisen ved hjelp av en eller flere andre variabler. Fordi prisen i seg selv bestemmes av fylkestinget, så har det vist seg svært vanskelig å finne faktorer som lar seg bli benyttet som utgangspunkt. Dette hadde krevd at for eksempel faktorer som miljøbevissthet og andre politiske motivasjoner måtte blitt modellert. IV er en metode som gjerne kunne latt seg benytte hvis det hadde vært et mål å sett på hvordan prisendringene påvirker den total salgsinntekten. Da kunne salgsinntekten knyttet til hvert produkt vært instrumentert fra prisvariabelen.

Samlet sett har det vist seg svært vanskelig å benytte seg av mer sofistikerte metoder for å få ut en kausal tolkning og det har vist seg nødvendig å begrense utredningen til å forholde seg til bruk av FE og forsiktig bearbeiding av variablene. Det som er inkludert i Modell 4.7 legger frem hvordan det vurderes at modellen kommer nærmest mulig et kausalt grunnlag ved bruk av interne faktorer. Litman (2017) la frem i sin studie at det er en rekke utenforliggende faktorer som kan være med å påvirke etterspørselen. For å øke validiteten til modellen må det derfor sees nærmere på slike faktorer.

4.4.1 Befolkning

Det er ikke alle faktorer, for eksempel værforhold, som lar seg modellere på en fornuftig måte ovenfor kollektivtjenesten. Andre faktorer som befolkning kan derimot bli inkludert. En grunnleggende antakelse for salgsdataen er at befolkningen er sammenlignbar gjennom perioden, selv om befolkningen for området øker over tid. Det kan derfor være interessant å vurdere om noe av økningen i salget kan skyldes at befolkningen har vokst.

For å inkludere denne faktoren er det hentet inn befolkningsantall for Bergen fra Norsk senter for forskningsdata (NSD) (NSD, 2019). NSD tilbyr muligheten for å enten hente ut det totale befolkningsantallet, men også et befolkningstall på aldersgruppen 25 til 65 år. Siden det her tas utgangspunkt i voksenbilletter er det vurdert som mest representabelt å legge til grunn befolkningstallet for aldersgruppen 25 til 65 år. NSD presiserer at de selv ikke er ansvarlig for innrapportert data, likevel er NSD sin database flittig brukt i forskning når det er behov for data som skiller på kommuner. Samlet sett vurderes denne dataen derfor som å være pålitelig med et tilstrekkelig presist innhold for å benyttes som et av grunnlagene til analysen.

4.4.2 Lønn

Dargay og Hanly (2002) legger frem at kollektivtjenesten vurderes som et mindreverdige gode og viser dette ved å presisere at ved en økning i lønn så reduseres bruket av offentlig transport. Med bakgrunn i dette vil det være interessant å se nærmere på lønn som påvirkningfaktor av to grunner. Den ene er at ut fra Seksjon 1.3 Empiriske funn (s. 7) så forventes det en sammenheng mellom lønn og etterspørsel som gjør det nærliggende å undersøke nærmere for å vurdere virkeligheten av dette. Videre ved å inkludere denne vil det være interessant å vurdere om kollektivtjenesten også her kan betegnes som et mindreverdige gode.

For å inkludere denne variabelen er hentet inn lønnsdata fra Statistisk sentralbyrå (SSB) for perioden 2012 til 2018 (SSB, 2019a, 2019b). Det er viktig å understreke her at dette gjelder brutto månedslønn på landsbasis, da det ikke lot seg gjøre å kun vurdere lønnsnivået for Bergen. I utgangspunktet ville det vært naturlig å hente dataen fra NSD, men ettersom deres database ikke var tilstrekkelig oppdatert så ville det medført at lønnsvariabelen manglet data for slutten av perioden. Derfor ble det vurdert at lønn på landsbasis vil være det mest fornuftige å vurdere. Likevel forventes det at utviklingen på landsbasis relativt likt som i Bergen, selv om for eksempel absoluttnivået for Oslo er høyere. Samlet sett vurderes lønnsdataen å være et brukbart fundament for å vurdere lønn og databasen til SSB som tilstrekkelig pålitelig for å benyttes i denne utredningen.

4.4.3 Bil

Bil blir betegnet som et nært substitutt for kollektivtrafikken, og det kan derfor være nærliggende at faktorer som påvirker kostnaden av bil kan ha en indirekte virkning på etterspørselen etter offentlig transport. Her vil drivstoffpriser, bompengavgift og parkeringsavgift, men gjerne også pris på bil, forsikring og verkstedskostnader være potensielle påvirkningsfaktorer. De sistnevnte lar seg ikke inkludere siden de inneholder for mye variasjon til å kontrollere for den samlede befolkningen, altså at disse er avhengig av situasjonen til hvert enkelt individ.

Drivstoffpriser har latt seg innhente fra SSB for bensin og diesel som et månedlig gjennomsnitt for Norge perioden januar 2012 til februar 2019 (SSB, 2019c). Da det ikke forventes stor variasjon i drivstoffprisene mellom Norge generelt og Bergen vil dette danne utgangspunktet for denne faktoren. Her er det en sterk korrelasjon på 0,97 mellom bensin og diesel. For å unngå multikolinearitetsproblemer så er det blitt beregnet et gjennomsnitt av disse to variablene som vil bli lagt til i modellen.

Det er større problemer knyttet til å kontrollere for bompeng- og parkeringsavgifter. Utfordringen til disse to faktorene er at alle som benytter seg av offentlig transport ikke nødvendigvis krysser bomringen eller trenger å måtte betale for parkering. Salgsdataen gir ikke mulighet til å skille hvilke strekninger de ulike salgene knytter seg til i Bergen. Det hadde vært en løsning dersom det

eksisterte informasjon om hvor stor andel som av befolkningen som forholder seg til bomringen, fordi dette ville gitt muligheten til å se på den overordnede reisestrømmen. Denne informasjon har vist seg å ikke være mulig å oppdrive og antakeligvis kreves det egne undersøkelser for å estimere forholdet. Dette ligger utenfor rammeverket til denne utredningen, så det blir heller noe som kan studeres ved fremtidig arbeid. Samlet sett så betyr dette at valget står mellom å kontrollere hele befolkningen for disse faktorene eller ikke.

Gitt valget om å kontrollere befolkningen for bompengavgifter viser det seg i historisk data fra Ferde at det oppstår en ny utfordring knyttet til at rabattordninger og prissystemet har endret seg gjentatte ganger de siste fem årene. Dette gjør det at modelleringsarbeidet blir desto vanskeligere og det kan gi ulike utslag avhengig av hvordan dette blir gjort.

Mye av de samme problemene er aktuelle når det kommer til parkeringsavgift. For å vurdere om denne faktoren lar seg generalisere, så har det blitt tatt kontakt med Bergen Kommune for å få tak i historiske priser for soneparkeringen. Her viser det seg at prisene er avhengig av en rekke faktorer, hvor prisen blant annet varierer ut fra området i sentrum det er snakk om. Videre er prisene høye for de mest sentrale parkeringene, mens det kan være gratis andre steder, spesielt litt utenfor sentrum. Utover dette legger studier som Jong, Biggiero, Coppola, et al. (1999) frem at økte parkeringsavgifter i realiteten ikke øker antall bussreiser med en betydelig mengde, selv om metastudier som Litman (2017) ofte fronter parkering som en påvirkende faktor.

Utover disse faktorene, skal det nevnes at el-bilsalget har økt svært mye gjennom perioden. Dette er mye på grunn av politikernes offensive politikk, hvor det er vedtatt ordninger hvor el-biler blant annet ikke har måtte betale bompenger og har kunne kjørt i kollektivfeltene. Det er i tillegg blitt lagt til rette for gratis lading og parkering i sentrum. Hvis bil i utgangspunktet klassifiseres som et substitutt for kollektivtrafikken, så er det nærliggende å tro at denne politikken har gått utover bruken av kollektivtjenestene. Fordelene til el-bileierne har blitt mindre, men eksisterer fortsatt i stor grad. Omfanget disse ordningene har hatt er såpass stort at det vurderes som mest nærliggende med egne studier for å undersøke hvilken effekt dette har hatt i samfunnet. Dette er grunnen for at el-biler ikke vil bli diskutert videre i denne utredningen.

Samlet sett så betyr dette at det lar seg undersøke nærmere om befolkning, drivstoff og lønn har en signifikant effekt på etterspørselen. For å gjøre dette vil Modell 4.7 bygget på som følger

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i R_{ush_r} K_{anal_c}) + \\ \delta_1 K_{veld} + \delta_2 Helg + \delta_3 Sommer + \delta_4 Jul + \\ \psi_1 \mathbf{Befolkning}_n + \psi_2 \mathbf{Drivstoff}_n + \psi_3 \mathbf{Lønn}_n + \\ \phi_1 \log(q_{t-1}) + \phi_2 \log(q_{t-12}) + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.14)$$

hvor de nye faktorene

$\mathbf{Befolkning}_n$ = Befolkningstall for aldersgruppen 25 til 65 år

$\mathbf{Drivstoff}_n$ = Gjennomsnittet av bensin og diesel i Norge

$\mathbf{Lønn}_n$ = Gjennomsnittlig månedslønn for befolkningen i Norge

På grunn av at denne modellen vil vurderes om er god, uten at den nødvendigvis er det, så vil Modell 4.7 bli tatt med videre som utgangspunkt.

4.4.4 Lang periode

Tidligere i oppgaven ble det argumentert for å se på tidsintervallet fra juni 2013 til februar 2018. Likvel ble det lagt frem at det kan være verdifullt å vurdere hvordan estimatene endrer seg hvis det ikke gjøres en slik avgrensning, altså at det legges til grunn et tidsintervall fra januar 2012 til februar 2019. Dette er noe som kan være med å stryke resultatene om det ikke er store forskjeller fordi det taler for robustheten av estimatene. For å kunne gjennomføre samme analyse for denne perioden tas det utgangspunkt i Modell 4.7 etablert over, men det inkluderes også tre kontrollvariabler for å ta høyde for de største strukturelle endringene.

Gjennom utredningen er det argumentert for tre periodiske avgrensninger, hvor to avgrensninger på samme side. Dette er innføringen av en høyere pris for enkeltbilletten ved kjøp ombord på bussen som skjedde juni 2013. Videre er det i samtale med Skyss kommet frem at klippekortet og enkeltbillett rabatt ble tatt ut av produktporteføljen fra 1. februar 2018. Tilslutt er det omstruktureringen

hvor flere områder ble sammenflettet inn under det samme takstsystemet som sone Bergen har hatt, men som siden august 2018 kalles sone A.

Ved å konstruere dummyvariabler for hver av disse endringene, så vil disse estimatene si noe om hvordan etterspørselen endrer seg før og etter den strukturelle endringen. Det vil da si at dummyvariabelen for endringen til sone A vil si noe om hvordan salget har endret seg med utgangspunkt i sone Bergen. Her er det viktig å presisere at dette gir bare et estimat sett fra sone Bergen, ikke om det i sin helhet har ført til at flere benytter seg av kollektivtrafikk.

Følgende modell blir da gitt ut fra Modell 4.7

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i \text{Rush}_r \text{Kanal}_c) + \\ \delta_1 \text{Kveld} + \delta_2 \text{Helg} + \delta_3 \text{Sommer} + \delta_4 \text{Jul} + \\ \theta_1 \text{SoneA} + \theta_2 \text{Feb2018} + \theta_3 \text{Jun2013} \\ \phi_1 \log(q_{t-1}) + \phi_2 \log(q_{t-12}) + \epsilon_n \end{cases} \quad (4.15)$$

hvor de nye faktorene

$$\text{SoneA} = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad forholder seg til perioden fra og med august 2018} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$\text{Feb2018} = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad forholder seg til perioden fra og med februar 2018} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$\text{Jun2013} = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad forholder seg til perioden fra og med juni 2013} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

Det er viktig å presisere at selv om denne modellen kan gi liknende resultater så vil avgrensningen og modellen tidligere presentert være mer robust. Dette er med bakgrunn i at det er en rekke andre faktorer som kan ha innvirkning som følge av en endring det ikke kontrolleres for. Deriblant at populasjonene før og etter soneendringen muligens ikke lengre er sammenlignbare.

5

Vurdering av modellen

For å oppsummere grunnlaget for resultatene er hovedformålet å utforme modellen, samt salgsdataen på en slik måte at det skal være mulig å si noe om befolkningen. Det ble gjort en vurdering og lagt til grunn at siden dataen omfavner alt salg, er den omfattende nok til å være representativ for befolkningen som benytter seg av kollektivtilbudet i Bergen. For å bygge videre på dette har et stort fokus vært å kontrollere for ulike faktorer og ekskludere feil for å best mulig tilnærmes utgangspunktet for en kausal tolkning av sammenheng mellom pris og etterspørsel. På dette området har det ikke vært grunnlag for å benytte seg av anerkjente metoder som blant annet DD og IV, men på samme måte vurdert at det blir kontrollert bort mye feil gjennom utformingen og ved bruk av FE, dummies og forsinkelser.

Det er presisert et utvalg vurderinger og sammenlikninger mellom modellutforminger som vil bli gjort i Kapittel 6 Resultater (s. 51). Likheten eller ulikheten her vil tale til robustheten til estimatene. Hvis de ikke varierer mye, så øker det troverdigheten til at estimatene er riktige. Resultatseksjonen vil ta utgangspunkt i følgende grunnmodell

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i Rush_r Kanal_c) + \\ \delta_1 Kveld + \delta_2 Helg + \delta_3 Sommer + \delta_4 Jul + \\ \phi_1 \log(q_{t-1}) + \phi_2 \log(q_{t-12}) + \epsilon_n \end{cases} \quad (5.1)$$

hvor

q_n = Salgskvantum for rad n i datasettet

q_{t-1} = Salgskvantum for nøyaktig én måned

tidligere enn salgskvantum i rad n

q_{t-12} = Salgskvantum for nøyaktig ett år

tidligere enn salgskvantum i rad n

p_n = Pris for rad n i datasettet

β_{irc} = Priselasiteteten for produkt i , for tilstand r , i kanal c

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder produkt } i \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Rush_r = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder tilstand } r \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Kanal_c = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder kanal } c \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Kveld = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder kveld} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Helg = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder helg} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Sommer = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder sommer/juli} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Jul = \begin{cases} 1 & \text{hvis rad gjelder jul/desember} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

α = Konstantledd

ϵ_n = Feilledd for rad n i datasettet

For å vurdere hva som er de beste estimatene for etterspørselens priselastisitet vil resultatseksjonen bli gjennomgått i følgende rekkefølge

1. Først vil det bli vurdert om grunnmodellen er gyldig og om estimatene gir mening. Dette gjøres med utgangspunkt i de grunnleggende antakelsene for minste kvadraters metode og forventningene dannet fra liknende studier.
2. Hvordan estimatene og modellen endrer seg hvis prisen på produktene inflasjonsjusteres.

$$\log(p'_n)$$

hvor p'_n er prisen justert for inflasjon.

3. Vurdere hvordan modellen og estimatene endrer seg dersom det brukes en forsinkelse for måned eller år, eller at det ikke inkluderes forsinkelser. Altså undersøke følgende tre punkter

(a) Månedlig forsinkelse

$$\phi_1 \log(q_{t-1})$$

(b) Årlig forsinkelse

$$\phi_2 \log(q_{t-12})$$

(c) Ingen forsinkelser

4. Hvordan inkluderingen av følgende utenforliggende faktorer vil påvirke estimatene

$$\psi_1 \text{Befolkning}_n + \psi_2 \text{Drivstoff}_n + \psi_3 \text{Lønn}_n$$

5. Hvordan estimatene i grunnmodellen stemmer overens med estimatene som kommer frem hvis perioden ikke avgrenses og følgende variabler inkluderes i modellen

$$\theta_1 \text{SoneA} + \theta_2 \text{Feb2018} + \theta_3 \text{Jun2013}$$

Resultatene som blir fremlagt vil være vektete gjennomsnitt basert på salgsvolumet gjennom være salgskanal for perioden august 2017 til februar 2018. Dette skyldes at det blir enklere for leseren å forholde seg til estimatene. I tillegg er ingen av signifikansnivåene gjengitt i resultatoversiktene. De fullstendige regresjonsutskriftene er å finne i Appendiks C.

I utgangspunktet er det bare inkludert noen utenforliggende variabler her, mens det i virkeligheten antakeligvis er flere. Dette er en av feilkildene til modellen og resultatene. Videre vil estimatene ikke være bedre enn dataen de baserer seg på, selv om den er vurdert som å være fra pålitelige kilder. Det vil i tillegg være en begrensning i at det ikke har vært mulig å ta hensyn til krysspriselasitetene eller individuelle trender i hver enkelt salgskanal. Dette er begrensninger og svakheter som vil bli drøftet videre i Kapittel 8 Drøfting (s. 75), før konklusjonen presenteres.

Del IV

Resultater og analyse

6

Resultater

I denne delen vil først grunnmodellen i oppgaven presenteres før estimatene blir diskutert og sammenlignet med andre modeller. Videre vil det bli foretatt en analyse av etterspørselens priselastisitet for de ulike billettene og implikasjonen av disse. Deretter vil langtidseffekten til de ulike elastisitetene bli beregnet, før svakheter og styrker ved modellen og antakelsene drøftes.

Modell 5.1 som i utgangspunktet ble presentert i Kapittel 5 Vurdering av modellen (s. 46) var som følger:

$$\log(q_n) = \begin{cases} \alpha + \sum_{i \in I} \sum_{r \in R} \sum_{c \in C} (\beta_{irc} \log(p_n) D_i Rush_r Kanal_c) + \\ \delta_1 Kveld + \delta_2 Helg + \delta_3 Sommer + \delta_4 Jul + \\ \phi_1 \log(q_{t-1}) + \phi_2 \log(q_{t-12}) + \epsilon_n \end{cases} \quad (5.1)$$

hvor det var behov for å diskutere og sammenligne modellen med andre versjoner.

6.1 Grunnmodell

Estimatene fra grunnmodellen i oppgaven, Modell 1, er vist i Tabell 6.1.

Modell 1		
Billett	Ikke Rush	Rush
Klippekort	-0,630	-0,608
180 Dagers	-0,463	-0,447
24 Timers	-0,709	-0,689
30 Dagers	-0,482	-0,435
7 Dager	-0,604	-0,555
Enkelbillett	-0,730	-0,705
Enk. Kontant	-0,819	-0,810
Enk. Rabatt	-0,711	-0,686
Årsforsinkelse	0,507	
Månedsforsinkelse	0,311	
Kveld	-0,134	
Helg	-0,056	
Sommer	-0,074	
Jul	-0,047	
Konstant	3,637	
Antall observasjoner	3 709	
R ²	0,974	
Justert R ²	0,974	

Tabell 6.1: Tabellen gir en oversikt over priselastisitetene for de ulike billettene, hvor estimatene kommer fra Modell 1. Avhengig variabel er salgsvolum per time og datagrunnlaget er kort periode. Alle estimatene er signifikant forskjellige fra null på minimum 5 % signifikansnivå. Estimaten vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalenene fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendiks C.

Alle estimatene i Modell 1 er signifikant forskjellig fra null på 1 % signifikansnivå, utenom estimatet for Jul som er signifikant på 5 % signifikansnivå. Dette betyr at det med rimelig stor grad av sikkerhet kan antas at prisendringer har en effekt på salgskvantum per time. Hvorvidt estimatene representerer de sanne elastisitetene for befolkningen krever nærmere analyse. Videre er forklaringsgraden i regresjonen svært høy, som betyr at mye av variasjonen i salgsvolumet er forklart av de uavhengige variablene. Merk at dette i seg selv ikke nødvendigvis betyr at modellen gir de riktige estimatene.

Antakelsen om at residualene skal være uavhengige og identisk fordelt er testet og vedlagt i Appendiks D.2 (s. 130). Dette er tolket som tilstrekkelig for å oppfylle antakelsene i forhold til at regresjonen baserer seg på virkelig data. Det samme gjelder for antakelsen om homoskedastisitet som er testet og vedlagt Appendiks D.2 (s. 130).

I Appendiks D.2 (s. 130) er det vises det også at salgskvantum er tilnærmet stasjonær. Det vil si at dataen ikke viser en underliggende trend over tidsperioden som kan være med å påvirke estimatene. Det blir dermed ikke behov for *differencing* eller inkludering av trend i modellen. Antakelsen om ingen perfekt multikolaritet er i behold, da ingen av de uavhengige variablene er perfekte lineære kombinasjoner av hverandre. De resterende antakelsene har vært drøftet i blant annet Seksjon 4.1.1 Endogenitet (s. 25) og Seksjon 4.1 Konstruksjon av grunnmodell (s. 23) og antas å være oppfylt.

6.2 Inflasjonsjustering

I Seksjon 4.2.1 Inflasjonsjustering (s. 27) ble det diskutert om det var riktig å inflasjonsjustere alle prisene i datasettet. Her sammenlignes Modell 1 med Modell 2 hvor alle prisene er inflasjonsjustert ut fra prisnivået januar 2018.

Billett	Rushtid	Modell 1	Modell 2
Klippekort	Nei	-0,630	-0,804
Klippekort	Ja	-0,608	-0,782
180 Dagers	Nei	-0,463	-0,584
180 Dagers	Ja	-0,447	-0,567
24 Timers	Nei	-0,709	-0,929
24 Timers	Ja	-0,689	-0,910
30 Dagers	Nei	-0,482	-0,633
30 Dagers	Ja	-0,435	-0,587
7 Dagers	Nei	-0,604	-0,785
7 Dagers	Ja	-0,555	-0,737
Enkeltbillett	Nei	-0,730	-1,010
Enkeltbillett	Ja	-0,705	-0,985
Enk. Kontant	Nei	-0,819	-1,070
Enk. Kontant	Ja	-0,810	-1,061
Enk. Rabatt	Nei	-0,711	-1,007
Enk. Rabatt	Ja	-0,686	-0,982
Årsforsinkelse	-	0,507	0,507
Månedsforsinkelse	-	0,311	0,314
Kveld	-	-0,134	-0,131
Helg	-	-0,056	-0,054
Sommer	-	-0,074	-0,073
Jul	-	-0,047	-0,052

Tabell 6.2: Tabellen gir en oversikt over estimatene fra Modell 1 med og uten inflasjonsjusterte priser (Modell 2). Avhengig variabel er salgskvantum per time og datagrunnlaget er kort periode. Alle estimatene vist i Modell 1 og Modell 2 er signifikant forskjellig fra null på minimum 5 % signifikansnivå. Estimatene vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalerne fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendiks C.

Fra Tabell 6.2 kommer det frem at alle priselastisitetene er lavere i Modell 1. Videre er de resterende estimatene relativt like. Dette er ikke overraskende siden den eneste forskjellen mellom modellene er inflasjonsjusteringen av priser.

I Modell 2 vil alle prisene hver måned før januar 2018 bli relativt høyere. Dette medfører at prisene varierer på månedsbasis. En implikasjon av justeringen er at de faktiske prisendringene blir relativt mindre, fordi prisene lengst fra januar 2018 vil justeres mest opp, slik som vist i Figur 1.1 (s. 4) selv om dette viser salgsinntekten. Fordi kvantum er uendret, vil regresjonsmodellen se en større kvantumsendring i forhold til prisendringen, altså blir priselastisitetene større.

Spørsmålet blir dermed hvilken modell som best representerer befolkningen, og om folk generelt er oppmerksom på reelle priser. Reelle priser er antakelig mer avgjørende når man sammeligner priser over en lengre tidsperiode. For eksempel er 37 kr i 1997 og 2017 er to vidt forskjellige verdier, mens 37 kr i 2016 kan betraktes som relativt lik 37 kr i 2017. Tidsperioden analysen forholder seg til er relativt kort og det kan derav legges til grunn det blir mest representativt for befolkningen med nominelle priser, slik Shafir et al. (1997) argumenterer for.

Det som støtter opp under valget av nominelle priser er at estimatene i Modell 1 er mer sammenfallende med de empiriske resultatene vist i Tabell 1.1 (s. 7). Videre i denne oppgaven vil derfor analysen være basert på Modell 1. Det tas likevel forbehold om at det kan ligge verdifull innsikt i en inflasjonsjustert modell, men er noe som er opp til videre studier å vurdere nærmere.

6.3 Forsinkelser

I Tabell 6.3 sammenlignes Modell 1 med estimater der det brukes kun årlig forsinkelse (Modell 3a), kun månedlig forsinkelse (Modell 3b) eller ingen forsinkelser (Modell 3c).

Billett	Rushtid	Modell 1	Modell 3a	Modell 3b	Modell 3c
Klippekort	Nei	-0,630	-0,939	-0,527	-1,533
Klippekort	Ja	-0,608	-0,901	-0,485	-1,384
180 Dagers	Nei	-0,463	-0,704	-0,437	-1,317
180 Dagers	Ja	-0,447	-0,677	-0,415	-1,246
24 Timers	Nei	-0,709	-1,067	-0,666	-1,971
24 Timers	Ja	-0,689	-1,036	-0,639	-1,879
30 Dagers	Nei	-0,482	-0,721	-0,414	-1,204
30 Dagers	Ja	-0,435	-0,643	-0,348	-0,980
7 Dagers	Nei	-0,604	-0,909	-0,553	-1,637
7 Dagers	Ja	-0,555	-0,828	-0,483	-1,399
Enkeltbillett	Nei	-0,730	-1,053	-0,475	-1,210
Enkeltbillett	Ja	-0,705	-1,008	-0,428	-1,044
Enk. Kontant	Nei	-0,819	-1,189	-0,559	-1,497
Enk. Kontant	Ja	-0,810	-1,171	-0,532	-1,401
Enk. Rabatt	Nei	-0,711	-1,027	-0,482	-1,240
Enk. Rabatt	Ja	-0,686	-0,980	-0,426	-1,036
Årsforsinkelse	-	0,507	0,694	-	-
Månedsforsinkelse	-	0,311	-	0,707	-
Kveld	-	-0,134	-0,217	-0,190	-0,601
Helg	-	-0,056	-0,097	-0,120	-0,408
Sommer	-	-0,074	-0,022*	-0,180	-0,094
Jul	-	-0,047	-0,080	-0,054	-0,126

Tabell 6.3: Tabellen viser estimatene fra Modell 1 og Modell 3a, 3b og 3c med ulike valg av forsinkelser i avhengig variabel. Avhengig variabel er salgsvolum per time og datagrunnlaget er kort periode. Alle estimatene i Modell 1 er signifikant forskjellig fra null på 1 % signifikansnivå, utenom estimatet for Jul som har et signifikansnivå på 5 %. Alle estimatene i Modell 3b og 3c er signifikant forskjellig fra null på 1 % signifikansnivå. Alle estimatene i Modell 3a er signifikant forskjellig fra null på 1 % signifikansnivå, utenom estimatet for Sommer som er ikke er signifikant. Estimaten vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalenene fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendix C.

Med utgangspunkt i Modell 3c uten forsinkelser er estimatene fra Modell 1, Modell 3a og Modell 3b generelt lavere. Ved å inkludere en eller flere forsinkelser, forventes det at dette kontrollerer for deler av variasjonen slik at det er mindre variasjon igjen for de andre estimatene å forklare. Fordi forsinkelsene som inkluderes er signifikante, samt at resten av variablene ikke mister sin signifikans uavhengig av modell, gir dette tegn på at deler av etterspørselen har sammenheng med tidligere etterspørsel. Dette stemmer overens med at forsinkelsene er inkludert i utgangspunktet. Som diskutert i Seksjon 4.3.3 Forsinkelser (s. 37) kan dette tyde på at det eksisterer uforklarte eller uobserverte faktorer utenfor modellen og ved å inkludere forsinkelser, minskes sjansen for *omitted variables bias*. Forsinkelsene kan på den måten tolkes som vedvarigheten av historiske endringer inn i den nåværende perioden, og kan fange opp uobserverte utelatte faktorer. En positiv implikasjon av dette er at priselastisitetene trolig kan trekkes nærmere en kausal tolkning (Wooldridge, 2016, s. 283-284) .

Ved å kun inkludere årsforsinkelser i Modell 3a, er flere av estimatene elastiske. Dette sammenfaller dårlig med forventningene og de empiriske resultatene fra Tabell 1.1 (s. 7). Modell 3b har kun en månedsforsinkelse, og estimer som sammenfaller med empirien. Forutenom estimatene for enkeltbillettene, er estimatene også relativt lik som i Modell 1. Forskjellen kan indikere at mer av variasjonen i enkeltbillettene vedvarer inn i neste måned. Modell 3b mangler derimot en variabel som fanger opp sesongsvingningene, hvor Modell 1 har årsforsinkelser.

I Modell 1 er begge forsinkelser signifikante, som støtter opp om å inkludere begge. I tillegg har det i Seksjon 4.3.3 Forsinkelser (s. 37) blitt argumentert av økonomisk rimelighet hvorfor det ønskes å se på begge forsinkelsene. Det var også et krav fra Seksjon 2.3 Langtidselastisiteter (s. 15) - og som også forklares i Appendiks B.3 (s. 94) - at estimatene skulle ligge mellom -1 og 1, noe som er tilfellet.

Samlet sett blir dermed vurderingen at forsinkelser bør inkluderes i modellen både fordi de gir signifikante estimater, og fordi de trekker priselastisitetene nærmere en kausal tolkning. Ut fra argumentasjonen over, blir det overordnet mest korrekt å gå videre med Modell 1 i analysen.

6.4 Eksogene variabler

I Tabell 6.4 sammenlignes Modell 1 med Modell 4 som inkluderer de de eksogene variablene befolkning, drivstoff og lønn.

Billett	Rushtid	Modell 1	Modell 4
Klippekort	Nei	-0,630	-0,486
Klippekort	Ja	-0,608	-0,464
180 Dagers	Nei	-0,463	-0,364
180 Dagers	Ja	-0,447	-0,347
24 Timers	Nei	-0,709	-0,528
24 Timers	Ja	-0,689	-0,508
30 Dagers	Nei	-0,482	-0,359
30 Dagers	Ja	-0,435	-0,312
7 Dagers	Nei	-0,604	-0,454
7 Dagers	Ja	-0,555	-0,405
Enkeltbillett	Nei	-0,730	-0,502
Enkeltbillett	Ja	-0,705	-0,477
Enk. Kontant	Nei	-0,819	-0,612
Enk. Kontant	Ja	-0,810	-0,603
Enk. Rabatt	Nei	-0,711	-0,470
Enk. Rabatt	Ja	-0,686	-0,445
Årsforsinkelse	-	0,507	0,507
Månedsforsinkelse	-	0,311	0,312
Kveld	-	-0,134	-0,134
Helg	-	-0,056	-0,055
Sommer	-	-0,074	-0,081
Jul	-	-0,047	-0,046
Drivstoff	-	-	0,187*
Lønn	-	-	-0,745*
Befolkning 25-65	-	-	0,000*

Tabell 6.4: Tabellen viser Modell 1 og Modell 4 med flere eksogene variabler. Avhengig variabel er salgskvantum per time, og datagrunnlaget er kort periode. * indikerer at estimatene ikke er signifikant på 10 % signifikansnivå. Alle estimatene utenom dette er signifikant forskjellig på minimum 5 % signifikansnivå. Estimatene vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalene fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendiks C.

Estimatene fra de to modellene er nokså like i utformingen, men generelt blir alle priselastisitetene lavere i Modell 4. De eksogene variablene i Modell 4 blir dog ikke statistisk signifikant forskjellig fra null, men siden priselastisitetene blir lavere, kan dette tale for at de fanger opp noe av den uforklarte variasjonen uten at det med sikkerhet kan sies at det eksisterer en effekt fra disse variablene.

Selv om de eksogene variablene ikke er statistisk signifikant, har de interessante estimater. Drivstoff har et positivt estimat på 0,187 og siden variabelen er logaritmisk transformert kan dette estimatet tolkes som at etterspørselen øker med 0,187 % når drivstoffprisene øker med 1 %, og alt annet likt. Siden dette har en positiv verdi kan det trekkes linjer til at bruken av kollektivtjenester øker ved økte drivstoffkostnader.

På lik linje med drivstoff, er lønn logaritmisk transformert. Med et negativt estimat på -0,745 kan dette tolkes som at etterspørselen reduseres med -0,745 % når lønnen øker med 1 %, alt annet likt. Dette stemmer overens med det Dargay og Hanly (2002) fant i sin studie, nærmere bestemt at bruken av offentlig transport avtar med økende inntekt i befolkningen, og at offentlig transport dermed er et mindreverdige gode, noe som ble diskutert i metode Seksjon 4.4.2 Lønn (s. 41). Til sist er estimatet for befolkningsvekst så svakt positivt at det ikke vises i modellen, men siden dette er snakk om salgskvantum per time, er dette forventet. Dette gir implikasjoner om at offentlig transport kan antas å øke med befolkningen som gir mening.

Selv om estimatene for de eksogene variablene bærer med seg intuitive tolkninger, som stemmer overens med forventninger og litteraturen på området, gjør mangelen på statistisk signifikans at det ikke kan sies at disse virkelig har en effekt. Dermed blir det tatt utgangspunkt i Modell 1 videre.

6.5 Lang periode

I Seksjon 4.2 Prisvariabel (s. 26) ble det foretatt en begrunnet tidsbegrensing fra juni 2013 til februar 2018. Det ble antatt at estimatene fortsatt ville være gjeldende selv om ikke hele tidsperioden ble brukt. Samtidig ble det lagt frem at Modell 1 skulle sammenlignes med en modell for hele perioden. I Tabell 6.5 har estimatene fra Modell 1 kort periode som grunnlag og Modell 5 lang periode som grunnlag.

Billett	Rushtid	Modell 1	Modell 5
Klippekort	Nei	-0,630	-0,525
Klippekort	Ja	-0,608	-0,504
180 Dagers	Nei	-0,463	-0,395
180 Dagers	Ja	-0,447	-0,382
24 Timers	Nei	-0,709	-0,592
24 Timers	Ja	-0,689	-0,571
30 Dagers	Nei	-0,482	-0,339
30 Dagers	Ja	-0,435	-0,360
7 Dagers	Nei	-0,604	-0,502
7 Dagers	Ja	-0,555	-0,457
Enkeltbillett	Nei	-0,730	-0,566
Enkeltbillett	Ja	-0,705	-0,540
Enk. Kontant	Nei	-0,819	-0,695
Enk. Kontant	Ja	-0,810	-0,687
Enk. Rabatt	Nei	-0,711	-0,574
Enk. Rabatt	Ja	-0,686	-0,552
Årsforsinkelse	-	0,507	0,429
Månedsforsinkelse	-	0,311	0,401
Sone A	-	-	0,112
Juni 2013	-	-	-0,084
Februar 2018	-	-	0,029

Billett	Rushtid	Modell 1	Modell 5
Kveld	-	-0,134	-0,134
Helg	-	-0,056	-0,057
Sommer	-	-0,074	-0,080
Jul	-	-0,047	-0,043

Tabell 6.5: Tabellen viser Modell 1 og Modell 5 med lang periode som datagrunnlag. Avhengig variabel er salgskvantum per time. Alle estimatene er signifikant forskjellig fra null på 1 % signifikansnivå, utenom estimatet for Jul i Modell 1 som er signifikant på 5 % signifikansnivå. Estimaten vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalerne fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendix C.

Tabellen viser at priselastisitetene generelt er nærmere null hvis perioden ikke avgrenses. Forskjellen mellom estimatene er likevel ikke stor. Det estimatet som varierer mest er for enkeltbilletten. Videre er månedsforsinkelsen noe større, mens årsforsinkelsen blir lavere. Forskjellen i estimatene for tidsdummyene er nærmest ubetydelige. Fordi forskjellene totalt sett ikke er så store, styrker dette opp om estimatene i Modell 1 med kort periode som grunnlag. I den lange perioden er det viktig å huske at det er flere strukturelle endringer som er vanskelig å kontrollere for, og at dette medfører ekstra usikkerhet for estimatene.

Estimatet for dummyvariabelen *Juni 2013*, som representerer innførelsen av enkeltbillett kontant, har et negativt estimat. Dette var som forventet, da økningen i kontantprisen var relativt stor. På samme måte gir *Februar 2018* estimatet indikasjoner på at opphøret av klippekort og enkeltbillett rabatt førte til en positiv endring i etterspørselen. Dette er overraskende siden det er to alternative billetter som forsvinner fra produktporteføljen. En forklaring kan likevel være at konsumentene av disse billettene gikk over til å kjøpe andre billetter, for eksempel flere enkeltbilletter i stedet for ett klippekort. Fordi det da kan være en overgang fra å kjøpe klippekort til enkeltbillett, så er dette noe som vil spores som en økning i salgsvolumet.

Interessant er det å se på effekten av soneendringen i august 2018, som er vist å være positiv.

Antakelig vil mesteparten av økningen foreslått av estimatet være forårsaket av at kvantumet endres fra sone Bergen til hele sone A, hvor befolkningen er større. Videre kan det være en positiv effekt av at konsumentene har fått et større område å reise innenfor. Her er det rom for å anta noe av effekten skyldes at nye konsumenter tiltrer som følge av et større tilbud. Hvor stor denne endringen er må undersøkes nærmere før det kan sies noe med sikkerhet. Det er vel å merke ved denne endringen det skjer mest vesentlige forandringer, slik at dette estimatet trolig innbrer en god del usikkerhet.

Dummyvariablene kan gi indikasjoner på hvordan de strukturelle endringene påvirker etterspørselen. De er imidlertid satt opp på en enkelt måte, og det er dermed ikke grunnlag for en kausal tolkning. For et bedre grunnlag for en kausal tolkning, så burde populasjonen blitt sammenlignet med en kontrollgruppe. En metode dette kunne vært løst med er for eksempel DD. Det har imidlertid vist seg at det ikke har vært tilgjengelig data for dette, og er årsaken til at dette ikke ble vurdert i denne utredningen.

Samlet sett medfører det en ekstra sikkerhet til Modell 1 sine estimater at strukturelle endringer ikke forekommer, og at estimatene ikke er så forskjellige med lang periode som grunnlag. Det mulig å se på dummyvariablene for strukturelle endringer i fra Modell 5 som indikasjoner på effekten av endringene, men det er ikke grunnlag for å tolke dem kausalt.

7

Analyse

I denne delen vil det bli foretatt en analyse og diskusjon av hvilke implikasjoner estimatene til Modell 1 har.

Billett	Ikke Rush	Rush
Klippekort	-0,630	-0,608
180 Dagers	-0,463	-0,447
24 Timers	-0,709	-0,689
30 Dagers	-0,482	-0,435
7 Dagers	-0,604	-0,555
Enkeltbillett	-0,730	-0,705
Enk. Kontant	-0,819	-0,810
Enk. Rabatt	-0,711	-0,686
Årsforsinkelse	0,507	
Månedsforsinkelse	0,311	
Kveld	-0,134	
Helg	-0,056	
Sommer	-0,074	
Jul	-0,047	

Tabell 7.1: Tabellen gir oversikt over estimatene fra Modell 1. Avhengig variabel er salgskvantum per time, og datagrunnlaget er kort periode. Alle estimatene er signifikant forskjellige fra null på minimum 5 % signifikansnivå. Estimatene vist i tabellen er vektete gjennomsnitt basert på gjennomsnittlig salgsvolumet i de ulike salgskanalene fra august 2017 til februar 2018. Fullverdige regresjonsutskrifter er vedlagt Appendiks C.

7.1 Tolkninger

Det første som tydelig kommer frem fra Tabell 7.1 er at priselastisiteten for samtlige billetter er uelastisk. Som forventet og antydning i Seksjon 1.3 Empiriske funn (s. 7) viser estimatene at aktørene i markedet er ufølsom med hensyn på prisendringer.

Tabell 7.1 viser at de laveste priselastisitetene gjelder for billettene med lengst varighet - altså 7, 30 og 180 dagers billetten - hvor estimatene går mot null når varigheten øker. Dette sammenfaller med empiriske funn som blant annet er sitert i Litman (2017). Med utgangspunkt i 30 dagers billetten, kan estimatene tolkes som at hvis prisen hypotetisk økes med 10 %, vil den forventede isolerte effekten av dette være en reduksjon i salgskvantum per time på 4,35 % i rushtiden og 4,82 % utenom.

Alternativet til en langvarig billett, innenfor offentlig transport, er gjerne kjøp av flere kortvarige billetter. For eksempel kan dette være flere ukentlige billetter i stedet for 30 dagers billetter. For bileiere vil alternativet til langvarige billetter trolig være den ukentlige, månedlige eller halvårlige kostnaden forbundet med bil. Uavhengig av dette, blir prisen per enkeltreise trolig lavere hvis billettprisen deles på antall reiser, enn med alternativene. Hvis ikke er det nærliggende å tro at alternativene ville vært å foretrekke. Litman (2017) har blant annet presisert at prisfølsomheten rundt offentlig transport er mindre for lavere prisnivåer. Det vil si at hvis man ser på prisen på langvarige billetter i form av antall reiser, kan dette betraktes som et lavere prisnivå, og derav forventes også priselastisiteten å være mindre.

I tillegg til et lavere prisnivå vil trolig beleiligheten forbundet med å alltid ha billett være en faktor som spiller inn. Både fordi det øker fleksibiliteten til reisende ved å fjerne betalingssteget før man går ombord, og fordi konsumentene slipper å tenke på å reise uten billett. Denne ekstra tryggheten er muligens en faktor som gjør prisfølsomheten lavere og øker betalingsviljen. Motstridende til dette er at konsumentene da må foreta en større investering, når den først skal kjøpes.

Til tross for dette, kan estimatene være et resultat av at modellen har vansker med å fange opp effekten av prisendringer for disse billettene. For eksempel er det mulig for en konsument å kjøpe en 180 dagers billett i januar, etterfulgt av en prisendring i februar, hvor det ikke er behov for konsumenten å kjøpe ny billett før etter sommeren. På denne tiden kan det tenkes at konsumenten har tilpasset seg de nye prisene, slik at effekten som plukkes opp i modellen ikke lenger representerer en umiddelbar effekt. I motsetning til dette ville det likevel vært forventet mer ekstreme eller uventede utslag hvis metoden var vesentlig feil.

En annen grunn til disse forskjellene kan være at prisendringene, som vist i Figur 1.3, generelt har vært mindre for de langvarige billettene. Det er nærliggende å tro at en liten prosentvis økning i prisen på et større beløp, ikke fører til drastiske reaksjoner i konsumentenes tilpasning. Dette er også en faktor som trekker i retning av at priselastisitetene blir mindre.

24 timers billetten og enkeltbillettene som er billettene med kortest varighet, har de største priselastisitetene. Dersom prisen på enkeltbilletten hypotetisk økes med ti prosent, vil den forventede isolerte effekten av dette være en reduksjon i salgskvantum per time på 7 % i rushtiden og 7,3 % utenom. Denne effekten er betydelig større enn den for 30 dagers billetten. I Figur 1.3 er det vist at det er disse billettene som har opplevd de største prisendringene, og i Figur 4.1 ble det vist at de også er utsatt for mest variasjon. Det er da nærliggende å tro det motsatte av det som ble lagt til grunn for tolkningen av de langvarige billettene; større prisendringer på en relativt høy pris per reise, gjør større utslag i konsumentenes tilpasning.

Videre gjør den begrensede varigheten at det finnes relativt flere substitutter enn for de billettene med lengre varighet. For eksempel er gjerne bil et større substitutt for enkeltbilletten enn de langvarige billettene, som 30 dagers eller 180 dagers billetten. I tillegg kommer sykling og gange som andre substitutter for kortvarige billetter. Flere og bedre substitutter gjør trolig at konsumentene

blir mer prisfølsomme fordi det er enklere å trekke mot et alternativ. Samlet sett er det dermed naturlig at billettene med kortest varighet har relativt høyere priselastisiteter.

Til sist bør estimatene for de tre enkeltbillettene diskuteres. Det kommer frem at elastisiteten er lavest for den rabatterte enkeltbilletten og høyest for den kontantbetalte. Dette sammenfaller igjen med at konsumentene forventes å være mer prisfølsomme ved høyere prisnivåer. En annen forklaring kan være at dersom en person vurderer å kjøpe enkeltbilletten kontant, kan det være et alternativ å betale med kort hos kommisjonær eller billettautomat for å oppnå normal billettpris. Å fylle på mobilkonto vil igjen kunne være et billigere alternativ til dette. Dermed kan det også hende at noe av følsomheten uttrykt i estimatene skyldes substitusjon mellom enkeltbillettene.

Priselastisitetene for samtlige av billettene er lavere i rushtiden. Slik både Litman (2017) og OsloEconomics (2016) har indikert i sine analyser er det forventet at arbeidsreisende er mindre prisfølsomme enn fritidsreisende. Siden arbeidsreisende trolig reiser mest i rushtiden og fritidsreisende utenom, er det mulig å skape et bilde på hvorfor dette er tilfellet. En forklaring kan være at når det er knapphet på tid - for eksempel på vei til eller fra jobb - spiller prisen en mindre rolle når beslutningen om å reise offentlig eller ikke tas. Det spiller trolig også inn at det største substituttet til offentlig transport - private bilister - blir relativt dårligere enn ellers. Det er mer kø på veiene i rushtiden, slik at private bilister får en ekstra tids- eller ventekostnad dersom de kjører selv. Samtidig øker beleiligheten til offentlig transport, da buss og særlig bybanen ikke er like påvirket av kø på samme måte. Dette stemmer overens med resonnementet OsloEconomics (2016) gjør, hvor de finner at økt beleilighet og lavere tidskostnader assosieres med lavere prisfølsomhet. Videre kan det tenkes at den lavere elastisiteten i rushtiden særlig gjelder for lengre reiser, da kortere reiser ofte har flere reelle alternativer - for eksempel sykkel eller gange. Det kan tenkes at personer som må gjennomføre lengre reiser i større grad er avhengig av offentlig transport, som igjen senker prisfølsomheten til disse konsumentene.

Forsinkelsesestimaterne er allerede diskutert i Seksjon 6.3 Forsinkelser (s. 56) hvor det ble presisert at de trekker regresjonen nærmere en kausal tolkning. En annen mer direkte tolkning av dem er som et mål på hastigheten i tilpasningen til konsumentene i markedet. Som forklart i Seksjon 2.3 Langtidselastisiteter (s. 15) materialiseres effekten av prisendringer raskere jo nærmere estimatet

kommer null. Siden den årlige forsinkelsen har et estimat på 0,507 kan dette tale for at det eksisterer en treghet i tilpasningen. Den månedlige forsinkelsen er derimot på 0,311 som i motsatt retning kan tolkes som at mye av effekten likevel materialiseres relativt raskt. Som diskutert i Seksjon 4.3.3 Forsinkelser (s. 37) kan den årlige forsinkelsen fange opp historiske hendelser som har tendenser til å gjenta seg på samme tiden av året, altså sesongsvingninger. Den månedlige forsinkelsen er bedre egnet til å fange opp effekten av kortvarige sjokk i etterspørsel som vedvarer inn i neste måned. Samlet sett er det dermed to bruksområder for forsinkelsesestimaterne; Det gir muligheten til å studere hastigheten og dynamikken i tilpasningen til konsumentene, og det trekker priselastisitetene nærmere en kausal tolkning.

Estimatene for kveld, helg, sommer og jul er negative. Dette kan tolkes som at salgskvantum per time forventes å bli redusert om kvelden, i helgene (søndag), i sommerferien og juleferien i forhold til sine referanser. Estimaterne er dog relativt små, som kan tyde på at forskjellene ikke er drastisk store. Folk ferdes generelt mindre på kveldene - altså etter kl. 20 - enn på dagtid slik at et negativt estimat på kveld er å forvente. Dette er også dette estimatet som er mest negativt av tidsdummyene, som kan tyde på at det ligger en vesentlig forskjell i reiseaktivitet mellom dagtid og kveld. Det samme gjelder for helg - som er definert som søndager - hvor det forventes at folk generelt reiser mindre enn resten av uken. Fra Figur 4.1 ble det blant annet tydeliggjort at folk kjøper færre billetter i ferier, og særlig av enkeltbilletter. Siden enkeltbilletten er den billetten som kjøpes mest, gir det dermed mening at de totale estimatene for ferier også blir negative. Når det er sagt, var det også noen billetter i Figur 4.1 som var inkonsekvente i forhold til ferier, deriblant 24 timers billetten som det ble kjøpt mer av om sommeren. Siden effekten av sommer og jul er en gjennomsnittlig effekt for alle billetttypene, kommer ikke effekten av ferier på 24 timers billetten alene frem. Dette hadde vært interessant å se videre på ved senere studier.

7.2 Implikasjoner

Det følger en direkte implikasjon av at elastisitetene er uelastiske. Ved perfekte markeder vil en monopolist alltid være tjent med å redusere tilbudet, som indirekte fører til en høyere pris, så lenge likevekten ligger på en uelastisk del av etterspørselskruven. Dette ble vist i Seksjon 3 Endogenitet-santakelsen og monopolteori (s. 18), og fungerer omtrent likt i praksis. Dersom alt annet holdes likt, indikerer priselastisitetene at det er mulig å øke prisen uten at den negative responsen i markedet overveier den økte inntjeningen.

Siden Skyss - eller fylkestinget - bestemmer prisene, kan dette illustreres med et eksempel. Ta utgangspunkt i priselastisiteten for enkeltbilletten - ikke kontant eller rabattert - som i rushtiden er estimert til $-0,7$. Fra Figur 1.3 ble det vist at i februar 2017 økte prisen fra 36 til 37 kr, en økning på 2,8 %. Fra estimatet forventes dermed en nedgang i salgskvantum per time på 1,96 %. Dersom et årlig salgsvolum på 3,5 millioner tas som utgangspunkt, vil dette bety en nedgang på 68 600 billetter. I omsetningsverdi vil dette si at inntektene fra enkeltbilletter gikk fra 126 millioner kr til ca. 127 millioner kr, altså en økning på 1 million kr. Merk at dette kun er et banalt eksempel, som ikke tar høyde for andre påvirkende faktorer, men er ment som en illustrasjon.

Det er nå enkelt å vise at dersom Skyss i motsatt fall ønsker å øke etterspørselen og antallet kollektivreisende, blir det kostbart å bruke prisreduksjon som virkemiddel. Effekten vil være motsatt av eksempelet i forrige avsnitt; en reduksjon i prisen tiltrekker ikke nok nye konsumenter og netto inntjeningen reduseres. Det vil si at hver ekstra nye passasjer blir relativt kostbar å tilegne, og dette gjelder særlig for billettene med lavest priselastisitet.

Avsnittene over viser at implikasjonen av uelastiske estimater på salgsinntekten, er at hver passasjer blir relativt dyrere med pris som virkemiddel. Disse elastisitetene er dog kun kortsiktige effekter, og det gjenstår å se effektene på lang sikt som kan avsløre hvordan konsumentene tilpasser seg i det lange løp.

7.3 Langtidseffekter

I Tabell 7.2 er priselastisitetene fra Modell 1 presentert med sine respektive mellomlange- og langtidseffekter. Mellomlange effekter er den akkumulerte effekten etter to år. Merk at siden estimatene fra Modell 1 er vektete gjennomsnitt så vil langtidseffektene også være det.

Billett	Rushtid	Modell 1	Mellomlang sikt	Lang sikt
Klippekort	Nei	-0,630	-1,111	-1,278
Klippekort	Ja	-0,608	-1,072	-1,232
180 Dagers	Nei	-0,463	-0,817	-0,939
180 Dagers	Ja	-0,447	-0,788	-0,906
24 Timers	Nei	-0,709	-1,250	-1,437
24 Timers	Ja	-0,689	-1,215	-1,397
30 Dagers	Nei	-0,482	-0,851	-0,978
30 Dagers	Ja	-0,435	-0,768	-0,883
7 Dagers	Nei	-0,604	-1,064	-1,224
7 Dagers	Ja	-0,555	-0,979	-1,125
Enkeltbillett	Nei	-0,730	-1,288	-1,481
Enkeltbillett	Ja	-0,705	-1,243	-1,429
Enk. Kontant	Nei	-0,819	-1,444	-1,660
Enk. Kontant	Ja	-0,810	-1,428	-1,642
Enk. Rabatt	Nei	-0,711	-1,254	-1,442
Enk. Rabatt	Ja	-0,686	-1,210	-1,391

Tabell 7.2: Modell 1 viser priselastisitetene på kort sikt. Mellomlang sikt viser den akkumulerte effekten etter to år. Lang sikt viser priselastisitetene etter hele effekten har materialisert seg.

Tabell 7.2 viser at alle billettene utenom de to med lengst varighet nå kan betegnes som elastiske på medium til lang sikt. På mellomlang sikt kommer også 7 dagers billetten på grensen mellom

elastisk og uelastisk, avhengig av rush eller ikke.

Når elastisitetene blir elastiske endrer dette implikasjonen av estimatene, som ble diskutert i Seksjon 7.2 Implikasjoner (s. 69). Det betyr at for disse billettene kan det være gunstig å sette ned prisene som et virkemiddel for å oppnå økt etterspørsel, uten at dette reduserer inntjeningen, altså det motsatte av slutningen for de uelastiske estimatene.

Som diskutert i Seksjon 2.1 Etterspørselens priselastisitet (s. 13) bør Likning 2.5 brukes ved tolkning av større prisendringer. Når estimatene er nøytralt elastisk, eller på grensen mellom elastisk og uelastisk, vil dette spille en rolle fordi etterspørselskurven er antatt å være konveks. For eksempel er 7 dagers billettens estimat utenom rushtiden -1,064. Dersom prisen hypotetisk økes med 10 %, forventes en reduksjon i salgskvantum per time på 10,64 %, alt annet likt. Dersom Likning 2.5 brukes forventes derimot en reduksjon på 9,6 %. Altså blir den relative endringen i salgskvantum mindre enn den relative økningen i pris. I dette scenariet kan dermed en elastisk priselastisitet tolkes som uelastisk ved større endringer, som igjen vil føre til at Syss kan øke inntjeningen ved prisøkninger.

Størrelsesorden på langtidseffektene i forhold til korttidseffektene er omtrent lik 2 - altså dobbelt så stor - for samtlige priselastisiteter. Dette er forholdsvis likt estimatene som ble presentert i Tabell 1.1 med empiriske resultater. Størrelsesorden på effektene på mellomlang sikt er omtrent 1,76. Dette betyr at det eksisterer en viss treghet i tilpasningen til konsumentene, men at mesteparten av tilpasningen har skjedd allerede på mellomlang sikt, som ble antydnet i diskusjonen av månedsforsinkelse. En av årsakene til at en toårseffekt ble beregnet, er at forholdene trolig er mer lik forholdene når selve prisendringen foretas. Ut fra dette vil effekten på medium lang sikt trolig være mer realistisk å forholde seg til enn den langsiktige effekten. Siden effekten på mellomlang sikt likevel er stor i forhold til korttidseffekten, støtter dette opp om at det virkelig skjer en dynamisk tilpasning i befolkningen. Hvordan selve tilpasningen skjer over tid kan studeres i Figur 7.1 under. Her vises den kumulative effekten over tid, samt hvordan den årlige effekten blir mindre hvert år.



Figur 7.1: Plottet viser den kumulative og den årlige effekten av prisendringer i 30 dagers billetten. De andre billettene har tilsvarende kurver.

Plottet viser bare effekten for 30 dagers billetten som et eksempel. Årsaken er at alle langtidseffektene er beregnet ut i fra de samme forsinkede variablene, og vil dermed få tilsvarende kurver selv om estimatene er forskjellige. Det er beregnet at 95 % av effekten har akkumulert seg etter 4,5 år. Slik plottet viser, vil det ikke være særlig store årlige effekter etter dette. 4,5 år er dermed et mer realistisk estimat på tiden det tar før hele effekten har materialisert seg, enn å trekke med alle årene frem til årlig effekt konvergerer. Etter to år - altså på mellomlang sikt - er det beregnet at 75 % av effekten har akkumulert seg.

I tillegg til at større prisøkninger påvirker elastisitetene, vil tolkningen av priselastisitetene vil nå bli dynamiske. For eksempel kan 7 dagers billetten utenom rushtid tolkes på tre ulike måter ut fra tidsperspektivet. Ved en 10 % økning i prisen på denne billetten, alt annet likt, forventes med hensyn til Likning 2.5 en reduksjon i kvantum på -5,6 % på kort sikt, -9,6 % på medium lang sikt og -11 % på lang sikt. Det vil si at etter i overkant av to år har endringen i salgskvantum tatt igjen prisendringen, og etter omtrent 4,5 år er kvantumsendringen større enn prisendringen. Om dette generelt betyr at Skyss taper inntekt på prisøkninger er derimot vanskelig å si, siden det tross alt er flere faktorer som spiller inn på lang sikt. Det som imidlertid er klart, er at den kortsiktige effekten ikke fullt ut tar for seg dynamikken i etterspørselen, og effektene kan forventes å øke over tid.

En potensiell feilkilde til langtidseffektene er likevel at de er beregnet fra samme forsinkelser. Hvis det i stedet hadde blitt modellert egne forsinkelser for hvert estimat, kunne dette gitt ulike dynamiske tilpasninger for hver enkelt billett. Dette kom utenfor rammeverket til denne utredningen, men oppfordres til videre forskning.

7.4 Salgskanaler

I metoden ble det lagt frem at salgsdataen gir muligheter for å skille mellom de ulike salgskanalene. I Tabell 7.3 er den gjennomsnittlige elastisiteten innenfor hver salgskanal presentert med et skille mellom arbeids- og fritidsreisende.

Salgskanal	Beskrivelse	Fritid	Arbeid
Om bord	Salget er gjort ombord på kjøretøyet	-0,681	-0,654
Billettautomat	Salget er gjort på en ubetjent billettmaskin	-0,627	-0,613
Kommisjonær	Salget er gjort hos en kommisjonær	-0,842	-
Kundesenter	Salget er gjort hos et av Skyss sine kundesenter	-0,704	-0,629
Mobil	Salget er gjort fra en mobiltelefon	-0,622	-0,595
Internet	Salget er gjort via internett	-0,687	-

Tabell 7.3: *Estimerte priselastisiteter for hver salgskanal skilt mellom arbeids- og fritidsreisende. Estimatenes er gjennomsnitt av alle billettene som er solgt innenfor hver salgskanal. Der det mangler verdi har ikke modellen gitt ut noen estimat for priselastisitet.*

I Tabell 7.3 er det et gjennomsnitt som utmerker seg. Elastisiteten hos kommisjonær gjengir en effekt som er nesten 0,15 større enn resten av estimatene. Fordi kommisjonær er en av kanalene hvor det kan forventes liten pågang relativt til for eksempel mobil, kan det være nærliggende å tro at prisendringer kan ha større utsalg for denne kanalen. Videre er det verdt å legge merke til at resten av estimatene er relativt like.

Videre kommer det frem at elastisitetene er lavere for arbeidsreisende enn for fritidsreisende. Dette er med å bygge opp under forventningen om at prisleisomheten er lavere hos arbeidsreisende.

8

Drøfting

Til nå har modellene blitt tolket, og implikasjonene av priselastisitetene på kort og lang sikt har blitt analysert. Det har blitt vist at estimatene er uelastiske på kort sikt og biker over til elastiske på lang sikt. Likevel er det nødvendig å drøfte estimatene i forhold til kritikkverdige forhold som enten ligger i datagrunnlaget, modellutformingen eller estimatene. Den totale gyldigheten må av den grunn gjøres rede for.

For å begynne med datagrunnlaget er det en feilkilde at det gjennom perioden, nesten uten unntak, kun har vært prisøkninger. Dette betyr at estimatene ikke nødvendigvis er representative hvis det skulle komme nedjusteringer. I følge Litman (2017) finnes det flere bevis på at effekten av prisjusteringer ikke er lik ved en økninger og reduksjoner, selv om den prosentvise justeringen i seg selv er lik. I denne utredningen har det blitt antatt at effekten er lik ved økninger og reduksjoner, da det ikke har vært grunnlag for å beregne forskjeller. Dette betyr at elastisitetene ikke nødvendigvis vil gi et sant bilde på effekten av Skyss sine prisreduksjoner i februar 2019. Når det samles opp nok data etter denne endringen, kan det være interessant for videre forskning å estimere effekten av dette for å se om det finnes forskjeller.

Videre bør det nevnes at estimatene er basert på et avgrenset datagrunnlag. Her er det kun salg for enkeltreisende som kjøper en av de åtte ulike voksenbillettene innenfor et tidsavgrenset område, som kommer med. Avgrensingene er godt argumentert for tidligere, men det er likevel ikke helt

sikkert at den rette avgrensingen er valgt. Det vil si at andre potensielle avgrensinger kunne gitt et annet informasjonsgrunnlag, som ville utformet estimatene annerledes. I tillegg er ikke nattbilletten tatt med. Selv om den trolig ikke vil spille en stor rolle i forhold til de nåværende estimatene, da salgsvolumet var relativt lavt, er dette en potensiell feilkilde.

I Seksjon 4.3.2 Bearbeiding av kvantumsvariabel (s. 32) ble salgsdataen aggregert til månedsnivå, som gjorde det mulig å kontrollere for blant annet sesongsvingninger. Det knytter seg et spørsmål til om det hadde vært mulig å oppnå gode estimater dersom dataen hadde vært aggregert annerledes. Daglig aggregert data kunne gitt større sikkerhet til estimatene, da det er mer variasjon og flere observasjoner. Samtidig kunne det også skapt mer usikkerhet, da estimatene ville vært mer sensitive til inklusjon av eksogene variabler. Årlig aggregert data er det de fleste andre studie bruker, og kunne også gitt gode estimater. Det hadde blitt færre observasjoner, men siden eksogene faktorer som lønn og befolkningsvekst gjerne måles årlig, kunne disse lettere blitt tilknyttet og kanskje blitt signifikant. Dette kunne muligens ført til at priselastisitetene ble mindre, som diskutert i Modell 4 Tabell 6.4. På den annen side ville det ikke vært mulig å kontrollere for viktige faktorer som sesong.

En annen potensiell innvirkende variabel som ikke er inkludert i oppgaven er informasjon om hvor langt passasjerene har reist. OsloEconomics (2016) var blant annet en av studiene som påpekte at elastisitetene var annerledes ut i fra reiselengde. Dette hadde vært et interessant aspekt å studere, men falt utenfor rammeverket til denne oppgaven.

At det ikke er mulig å kontrollere for krysspriselastisiteter er kanskje det mest inngripende i forhold tolkningen av estimatene. Ta for eksempel illustrasjonen av enkeltbillettens påvirkning på salgsinntekten fra Seksjon 7.2 Implikasjoner (s. 69). Det ble estimert en økning i salgsinntekten på en million kr, fra prisendringen på enkeltbilletten i 2017 fra 36 til 37 kr. Dersom det hadde vært mulig å oppnå gode estimater på krysspriselastisiteter, kunne det gitt en innsikt i om konsumentene i realiteten byttet fra en billett til en annen, for eksempel fra enkeltbillett til en rimeligere periodebillett som 30 dagers billetten. Dersom det for eksempel antas at en konsument kjøper 30 enkeltbilletter i måneden, hadde dette gitt en kostnad på 1080 kr, hvor konsumenten kunne spart 300 kr dersom han/hun hadde kjøpt en periodebillett til 780 kr. Dette er kun et eksempel, men i prinsippet vil alle

konsumenter som går over til en rimeligere billett innebære tapt inntekt for Skyss. Netto ville endringen i salgsinntekten antakeligvis blitt annerledes dersom krysspriselasitetene hadde blitt tatt hensyn til. Siden dette ikke lot seg modellere som følge av at prisendringene skjedde samtidig, må dette regnes som en mangel i oppgaven. Dersom datagrunnlaget tillater det ved et senere tidspunkt, oppfordres det til å finne estimater på dette.

Korttidsestimaterne fra modellen samsvarer med litteraturen med tanke på at de er uelastiske. Det er likevel slik at den gjennomsnittlige priselasiteteten på tvers av billettene, er estimert til $-0,63$. Dette er betydelig avvikende fra $-0,38$ som Vibe et al. (2005) estimerte for Bergen som helhet. At estimatene i denne oppgaven avviker var ikke annet enn forventet, men med et såpass tydelig avvik, medfører dette en ekstra usikkerhet til estimatene og valg av modell. På den annen side er estimatene gitt i Vibe et al. (2005) betydelig mer aggregert og overordnet enn i denne oppgaven. De har for eksempel ikke tilgang på den samme detaljerte dataen, og kan dermed ikke kontrollere for sesong, skille mellom fritids- og arbeidsreisende, eller ulike salgskanaler. Nøyaktigheten og variasjonen som skilles ut fra datagrunnlaget i denne utredningen er verdifullt, og styrker på den måten de presenterte estimatene. Estimaterne bør derfor kunne tolkes som oppdaterte og mer stedsspesifikke sammenlignet med Vibe et al. (2005).

Selv om priselasitetene er noe større enn det som er presentert i Tabell 1.1, bør det igjen nevnes at disse estimatene bare er utdrag, hvor forskerne som regel har lagt frem flere modeller og estimater. De større korttidsestimaterne har også ført til at langtidsestimatene generelt blir større enn langtidsestimatene fra Tabell 1.1. Her bør det nevnes at selve tilpasningen over tid, vist som den kumulative effekten i Figur 7.1, likevel stemmer godt overens med litteraturstudier som Fearnley og Bekken (2005) eller Litman (2017).

På en annen side foreligger det en viss usikkerhet med tanke på hvilke og hvor mange forsinkelser som blir inkludert i modellen. Det er foretatt en økonomisk argumentasjon i Seksjon 4.3.3 Forsinkelser (s. 37) for bruken av måneds- og årsforsinkelse, samt en vurdering i Seksjon 6.3 Forsinkelser (s. 56). Sammenlignet med litteraturen på området, er det vanligst med én årsforsinkelse, selv om noen få bruker flere. Selv om modell 1 skiller seg fra dette, er det argumentert for at forsinkelsene er med på å forklare viktige tilpasninger, og sannsynligvis trekker priselasitetene nærmere kausale

tolkninger. Av den grunn vil valget av forsinkelser være med på å styrke estimatene.

Basert på drøftingen over kan det stilles flere spørsmål til om estimatene kan tolkes kausalt, og som diskutert tidligere er dette som oftest målet bak en regresjon. For at dette skal være gjeldende kan det ikke foreligge bias i modellen. I drøftingen over vises det til at det trolig finnes utelatte variabler som kunne vært med å forklare salgsvolumet, og samtidig kan være korrelert med de andre uavhengige variablene, som for eksempel drivstoff som ble utelatt. Dette betyr at det kan foreligge omitted variables bias i modellen, og estimatene kan derav være biased. Dette er mest sannsynlig et downward bias, som betyr at den sanne effekten er større en den estimerte effekten, altså nærmere null. Dette var noe som var tilfellet i Modell 4, men på grunn av mangel på signifikante variabler ble ikke denne modellen analysert videre. På den annen side er det også argumentert for effekten av å inkludere forsinkelser, da disse kan være med å fange opp effekten av umålbare utelatte variabler. I tillegg har flere modeller blitt sammenlignet, hvor den beste modellen har blitt analysert videre, som har skapt ekstra sikkerhet rundt estimatene. Til slutt er spørsmålet er om estimatene fanger opp det sanne gjennomsnittet for den studerte populasjonen, og i denne oppgaven er det nå faktorer som trekker i begge retninger.

Hadde det vært tilgang på en kontrollgruppe å sammenligne utviklingen i Bergen med, kunne estimatene med større sikkerhet blitt tolket som kausale. Siden dette ikke et tilfellet, bør det tas forbehold om de antakelsene og de avgrensingene som er gjort underveis i oppgaven. I forhold til dette bør estimatene gi gode representasjoner av virkeligheten, men som helhet eksisterer det fortsatt en viss usikkerhet til estimatenes nøyaktighet.

Samlet sett bør estimatene fremstå som relevante for Skyss, og bør kunne brukes i offentlig sammenheng. Uavhengig av modell var estimatene uelastiske på kort sikt, som bør si noe om prisfølsomheten hos konsumentene i Bergen. Priselastisitetene kan gi gode indikasjoner på effekten av prisendringer, men som i de fleste andre studier bør det tas forbehold om at det foreligger en viss usikkerhet i bakgrunn når de skal tolkes.

9

Konklusjon

Den overordnede konklusjonen for denne utredningen er at det eksisterer et godt grunnlag for å si at etterspørselen til voksne enkeltreisende i Bergensområdet er ufølsom, dette med hensyn på prisendringer på kort sikt. På lengre sikt kan etterspørselen betegnes som mer følsom. Dette er utarbeidet fra følgende problemstilling:

Hva er effekten av prisendringer på etterspørselen etter offentlig transport for voksne enkeltreisende i Bergensområdet for hver billett i Skyss sin produktportefølje?

Nærmere i detalj er de kortsiktige priselastisitetene estimert til å være mellom -0,44 og -0,82, hvor effekten varierer mellom de ulike billettypene, salgskanalene, og arbeids- og fritidsreisende. Den største effekten kommer fra enkeltbillett kontant for fritidsreisende og den minste er knyttet til 30 dagers billetten for arbeidsreisende. Med utgangspunkt i et gjennomsnitt på -0,63 vil det si at hvis prisen øker med 10 %, så forventes etterspørselen per time å reduseres med 6,3 %, alt annet likt. Det er viktig å presisere at denne effekten varierer mellom de ulike billettypene, salgskanalene, og arbeids- og fritidsreisende.

Videre er det funnet at langtidseffekten er i overkant av to ganger så stor som korttidseffektene og varierer mellom -0,88 og -1,66. Her er alle langtidseffektene beregnet med samme faktorer, og har et gjennomsnitt på -1,28. Dette vil si at etterspørselen per time forventes å bli redusert med 12,8

%, når prisen øker med 10 %, alt annet likt. Det er videre beregnet at det tar omtrent 4,5 år for at hele effekten skal ha materialisert seg.

Litman (2017) presenterte en forventning om ulik elastisitet mellom arbeidsreisende og fritidsreisende, noe som har blitt undersøkt nærmere i denne utredningen. Her er det funnet en distinkt forskjell hvor samtlige priselastisiteter har vært lavere for arbeidsreisende. Overordnet sett er priselastisitetene for arbeidsreisende i gjennomsnitt ca. 4,5 % lavere enn for fritidsreisende, som forsterker Litmans funn.

Litman (2017) presiserer videre at det forventes at etterspørselen varierer med sesong og tid på dagen. I denne utredningen estimeres det at timessalget reduseres med ca. 12,5 % om kvelden og 5,5 % på søndagene. Videre reduseres det overordnede timessalget i juli og desember med henholdsvis 7,1 % og 4,6 %.

De estimerte priselastisitetene er høyst signifikant, men det har vært drøftet hvorvidt disse representerer befolkningen i Bergensområdet. Datagrunnlaget er vurdert som det mest representative og tilgjengelige grunnlaget for befolkningen. Utfordringen var modelleringen for en kausal tolkning. For å svare på dette har det blitt gjort flere sammenligninger for å vurdere hva som skjer dersom deler av modellen eller antakelsene endres på. Videre kan det presiseres at estimatene stemmer godt overens med empiriske funn. Samlet sett kan estimatene gi et godt utgangspunkt for de sanne elastisitetene, men det må legges til grunn at metoden har forbedringspotensial og inneholder unøyaktighet. Basert på metoden og antakelsene kommer drøftelsen likevel frem til at estimatene kan være et godt verktøy ved driftsrelaterte beslutninger.

10

Forslag til videre arbeid

Ut fra denne utredningen er det svært mange interessante nye problemstillinger og tema det er mulig å se videre på. På grunn av dette er det ikke mulig å gå igjennom alle, men et utvalg av de som kan tenkes å gi mest innsikt er gjennomgått i denne seksjonen.

Med utgangspunkt i konklusjonen så presiseres det en unøyaktighet i estimatene på grunn av metodevalget og at dette begrenser muligheten for en kausal tolkning. For å være sikker på at estimatene gir den kausale sammenhengen anbefales det å gjennomføre eksperimenter eller om det i fremtiden kan tas i bruk mer utbredte kausale metoder for å øke presisjonen. Dette kan videre suppleres med kvalitative undersøkelser eller studier på mindre deler av befolkningen i Bergensområdet for å øke nøyaktigheten.

En annen undersøkelse som kan være direkte knyttet til denne utredningen er å vurdere hvordan estimatene endrer seg som følge av individuelle forsinkelser. Altså at langtidseffektene ikke lengre beregnes ut fra samme faktor, og derav se blant annet på hvor lang tid det tar for de ulike billettene at hele effekten materialiseres.

For å bedre estimatene kan være nødvendig å utvikle egne delstudier som direkte underøker reisevaner hos Skyss sine konsumenter i utvalgte områder, for eksempel ved spørreskjema eller intervjuer. Slike delstudier kan gi viktige og til dels forklarende data som vil supplere fremtidige

estimerer av priselastisiteter, samt kan gi større forståelse for kausale sammenhenger.

Innledningsvis i utredningen ble det presisert at det tas utgangspunkt i voksenbilletter og enkeltreisende, fordi dette er den største befolkningsgruppen. Dette betyr at det er en del av kundegruppen og produktporteføljen som enda ikke er studert, men som kunne gitt god innsikt til driften av kollektivtjenesten. Videre er den offentlige transporten kun studert i Bergensområdet. Med bakgrunn i dette kan det være nyttig for Skyss med innsyn i både hvordan resten av befolkningen i Bergen forholder seg til offentlig transport, men også hva priselastisitetene er for resten av Hordaland.

I Kapittel 8 Drøfting (s. 75) kom det frem at det er en mangel i utredningen vedrørende krysspriselastisiteter. Fordi prisene i stor grad har blitt endret simultant har ikke dette vært mulig å undersøke nærmere. Hvis dette skulle endre seg hadde denne innsikten trolig gitt svært interessante estimerer om hvordan prisendringene gjør at konsumentene bytter mellom forskjellig billetter. Fordi dette kunne gitt verdifull informasjon og prisendringspolitikken ikke ser ut til å endre seg, kan det være interessant å se nærmere på andre måter å estimere krysspriselastisitetene.

Gjennom Kapittel 6 Resultater (s. 51) ble det blant annet sett nærmere på effekten av soneendringen i august 2018, men estimatet ble ikke vurdert tilstrekkelig for å si noe fast om denne endringen. Etterhvert som mer salgsdata samles opp vil det være mulig å sammenligne periodene før og etterpå, og estimere effekten med større sikkerhet. Det oppfordres å bruke en form for empirisk strategi, som innebærer kontrollgrupper for å finne kausale effekter denne sammenheng. Et annet tema på dette området kunne vært å studert nærmere hvilken betydning soneendringen har hatt for distriktene som tidligere har måtte forholde seg til reiser på tvers av soner og høyere priser som følge av dette.

Når det kommer til turisme og offentlig transport kan det være interessant å se nærmere på 24 timers billetten. Som diskutert i Seksjon 7 Analyse ser denne ut til å øke i perioder med mye turisme. Det kunne for eksempel vært interessant å sett på hvordan sesongjusteringer av pris eller varighet for denne billetten hadde påvirket etterspørselen om sommeren.

I Bergen har el-biler egne ordninger knyttet til parkering, gratis passering i bomringen og mulighet for å benytte seg av kollektivfeltene. Med bakgrunn i dette kunne det vært interessant å vurdert hvordan dette har påvirket bruken av kollektivtjenester.

Til sist er det flere mindre faktorer som hadde vært interessant å inkludere. For eksempel kunne det vært interessant å estimere effekten av kvaliteten på transporttilbudet og sett om god kvalitet øker transportteterspørselen i Bergen. Andre faktorer som hadde vært interessant å se videre på er effekten av kortere ventetid per busstopp, eller effekten av økte vognkilometer.

Del V

Referanseliste

- Balcombe, R., Mackett, R., Paulley, N., Preston, J., Shires, J., Titheridge, H., ... White, P. (2004). The demand for public transport: A practical guide.
- Brown, C. (2012). *Dummies: Create dummy/indicator variables flexibly and efficiently*. R package version 1.5.6. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=dummies>
- Byråd for byutvikling. (2019). Intern korrespondanse — byråd for byutvikling, [På internett; besøkt 28-mai-2019]. Hentet fra https://www3.bergen.kommune.no/BKSAK_filer/bksak/0/VEDLEGG/2017263540-6957767.pdf
- Chang, W. (2014). *Extrafont: Tools for using fonts*. R package version 0.17. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=extrafont>
- Croissant, Y. & Millo, G. (2008). Panel data econometrics in R: The plm package. *Journal of Statistical Software*, 27(2), 1–43. doi:10.18637/jss.v027.i02
- Dahl, D. B., Scott, D., Roosen, C., Magnusson, A., & Swinton, J. (2019). *Xtable: Export tables to latex or html*. R package version 1.8-4. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=xtable>
- Dargay, J. M. & Hanly, M. (1999). *Bus fare elasticities: Report to the department of the environment, transport and the regions*. ESRC Transport Studies Unit.
- Dargay, J. M. & Hanly, M. (2002). The demand for local bus services in england. *Journal of Transport Economics and Policy (JTEP)*, 36(1), 73–91.
- Dowle, M. & Srinivasan, A. (2019). *Data.table: Extension of 'data.frame'*. R package version 1.12.0. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=data.table>
- Fearnley, N. & Bekken, J.-T. (2005). Etterspørselseffekter på kort og lang sikt: En litteraturstudie i etterspørselsdynamikk. *TØI report*, 802.
- Ferde. (2019). Priser og betaling — ferde, [På internett; besøkt 19-februar-2019]. Hentet fra <https://ferde.no/priser/>
- Fox, J. & Weisberg, S. (2011). *An R companion to applied regression* (Second). Thousand Oaks CA: Sage. Hentet fra <http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion>
- Goodwin, P. B. (1992). A review of new demand elasticities with special reference to short and long run effects of price changes. *Journal of transport economics and policy*, 155–169.
- Grolemund, G. & Wickham, H. (2011). Dates and times made easy with lubridate. *Journal of Statistical Software*, 40(3), 1–25. Hentet fra <http://www.jstatsoft.org/v40/i03/>

- Grothendieck, G. [G.]. (2018). *Dyn: Time series regression*. R package version 0.2-9.6. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=dyn>
- Hamilton, B. A. (2003). Transport demand elasticities study. *Canberra Department of Urban Services*.
- Hlavac, M. (2018). *Stargazer: Well-formatted regression and summary statistics tables*. R package version 5.2.2. Central European Labour Studies Institute (CELSI). Bratislava, Slovakia. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=stargazer>
- Holmgren, J. (2007). Meta-analysis of public transport demand. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(10), 1021–1035.
- Hyndman, R. J. & Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting: The forecast package for R. *Journal of Statistical Software*, 26(3), 1–22. Hentet fra <http://www.jstatsoft.org/article/view/v027i03>
- Jong, G. d., Biggiero, L., Coppola, P., et al. (1999). Elasticity handbook: Elasticities for prototypical contexts (deliverable 5). *TRACE, Costs of private road travel and their effects on demand including short and long term elasticities*. Europese Commissie, Brussel.
- Litman, T. (2017). *Understanding transport demands and elasticities*. Victoria Transport Policy Institute.
- Luk, J. & Hepburn, S. (1993). *New review of australian travel demand elasticities*.
- NorgesBank. (2019). Indikatorer for prisvekst — norges bank, [På internett; besøkt 19-februar-2019]. Hentet fra <https://www.norges-bank.no/Statistikk/Inflasjon/Indikatorer-for-prisvekst/>
- NSD. (2019). Kommunedata — norsk senter for forskningsdata, [På internett; besøkt 15-februar-2019]. Hentet fra https://trygg.nsd.uib.no/kdbbin/kdb_start.exe
- OsloEconomics. (2016). Beregning av elastisiteter for togreiser utført på vegne av Jernbanedirektoratet. *Oslo Economics report*, 35.
- Pena, E. A. & Slate, E. H. (2019). *Gvlma: Global validation of linear models assumptions*. R package version 1.0.0.3. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=gvlma>
- R Core Team. (2018a). *Foreign: Read data stored by 'minitab', 's', 'sas', 'spss', 'stata', 'sysstat', 'weka', 'dbase', ...* R package version 0.8-71. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=foreign>

- R Core Team. (2018b). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Hentet fra <https://www.R-project.org/>
- R Core Team. (2018c). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Hentet fra <https://www.R-project.org/>
- Ryan, J. A. & Ulrich, J. M. (2018). *Xts: Extensible time series*. R package version 0.11-2. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=xts>
- Shafir, E., Diamond, P., & Tversky, A. (1997). Money illusion. *The Quarterly Journal of Economics*, 112(2), 341–374.
- Skyss. (2019a). Årsrapport 2016 — skyss, [På internett; besøkt 3-februar-2019]. Hentet fra <https://www.skyss.no/globalassets/strategiar-og-fagstoff/strategiar-og-handlingsprogram/arsrapport/endelig-arsrapport-2016-enkle-sider.pdf>
- Skyss. (2019b). Årsrapport 2017 — skyss, [På internett; besøkt 3-februar-2019]. Hentet fra https://www.skyss.no/globalassets/strategiar-og-fagstoff/strategiar-og-handlingsprogram/arsrapport/arsrapport_skyss_2017.pdf
- Skyss. (2019c). Bilde sone bergen — skyss, [På internett; besøkt 10-mars-2019]. Hentet fra https://www.skyss.no/globalassets/kart/sonekart/sone_bergen_oppdatert_02122010.pdf
- Skyss. (2019d). Billetter og priser — skyss, [På internett; besøkt 10-mars-2019]. Hentet fra <https://www.skyss.no/Billetter-og-prisar/billetter-og-prisar2/?fane=3&anchor=0>
- Skyss. (2019e). Om skyss — skyss, [På internett; besøkt 20-mai-2019]. Hentet fra <https://www.skyss.no/kontakt-oss/Om-Skyss/>
- Small, K., Winston, C. et al. (1998). *The demand for transportation: Models and applications*.
- SSB. (2019a). Lønn — statistisk sentralbyrå, [På internett; besøkt 11-februar-2019]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/08053/>
- SSB. (2019b). Lønn — statistisk sentralbyrå, [På internett; besøkt 11-februar-2019]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/11422/>
- SSB. (2019c). Priser på drivstoff — statistisk sentralbyrå, [På internett; besøkt 11-februar-2019]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/09654/>
- Trapletti, A. & Hornik, K. (2018). *Tseries: Time series analysis and computational finance*. R package version 0.10-46. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=tseries>
- Ubøe, J. (2015). *Statistikk for økonomifag, 5. utg.* Gyldendal Akademisk.

- Vibe, N., Engebretsen, Ø., & Fearnley, N. (2005). *Persontransport i norske byområder: Utviklingstrekk, drivkrefter og rammebetingelser*. Transportøkonomisk institutt.
- Wickham, H. (2016). *Ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. Springer-Verlag New York.
Hentet fra <http://ggplot2.org>
- Wickham, H. (2018). *Scales: Scale functions for visualization*. R package version 1.0.0. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=scales>
- Wickham, H. (2019). *Forcats: Tools for working with categorical variables (factors)*. R package version 0.4.0. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=forcats>
- Wickham, H. & Henry, L. (2018). *Tidyr: Easily tidy data with 'spread()' and 'gather()' functions*. R package version 0.8.2. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/package=tidyr>
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics: A modern approach, 6e*. ISE - International Student Edition. South-Western Cengage Learning.
- Xie, Y. (2014). Knitr: A comprehensive tool for reproducible research in R. In V. Stodden, F. Leisch, & R. D. Peng (Eds.), *Implementing reproducible computational research*. ISBN 978-1466561595. Chapman og Hall/CRC. Hentet fra <http://www.crcpress.com/product/isbn/9781466561595>
- Xie, Y. (2015). *Dynamic documents with R and knitr* (2nd). ISBN 978-1498716963. Boca Raton, Florida: Chapman og Hall/CRC. Hentet fra <https://yihui.name/knitr/>
- Xie, Y. (2019). *Knitr: A general-purpose package for dynamic report generation in r*. R package version 1.22. Hentet fra <https://yihui.name/knitr/>
- Zeileis, A. & Grothendieck, G. [Gabor]. (2005). Zoo: S3 infrastructure for regular and irregular time series. *Journal of Statistical Software*, 14(6), 1–27. doi:[10.18637/jss.v014.i06](https://doi.org/10.18637/jss.v014.i06)
- Zeileis, A. & Hothorn, T. (2002). Diagnostic checking in regression relationships. *R News*, 2(3), 7–10. Hentet fra <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>

Del VI

Appendiks

Appendix A

Forkortelser

Forkortelse	Forklaring
FE	Fixed effects
RE	Random effects
DD	Difference in differences
IV	Instrumental variables
Enk. Rabatt	Enkeltbillett Rabatt
Enk. Kontant	Enkeltbillett Kontant
KPI	Konsumprisindeksen
NSD	Norsk senter for forskningsdata
SSB	Statistisk sentralbyrå

Tabell A.1: *Oversikt over forkortelser brukt i utredningen.*

Appendix B

Grunnleggende teori

B.1 Lineær regresjon

Lineær regresjon er en vanlig metode - blant annet forklart av Ubøe (2015, s. 261-288) - for å modellere forholdet mellom to observerte variabler, som gjøres ved å tilpasse en lineær likning til gitte dataen. En av variablene kalles den uavhengige eller den forklarende variabel, mens den andre kalles den avhengige eller forklarte variabel. Den generelle formelen for en lineær regresjonsmodell er gitt med

$$y_i = \alpha + \beta x_i + \varepsilon$$

hvor y_i er den avhengige variabel, x_i er den uavhengige eller forklarende variabel, α er konstantleddet, β er stigningstallet, og ε er feilleddet eller uforklart variasjon.

I denne utredningen brukes den vanligste metoden for å tilpasse en lineær regresjonsmodell kalt minste kvadraters metode. Denne metoden finner den best tilpassede linjen ved å minimere summen av de vertikale kvadratavvikene fra hvert datapunkt i forhold til den tilpassede linjen. Gitt at vår data er av formen $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ kan avvikene defineres som

$$E(\alpha, \beta) = \sum_{n=1}^N (y_n - (\beta x_n + \alpha))^2$$

Den best tilpassede lineære regresjonsmodellen finnes ved å minimere avvikene, som er tilfellet når α og β tilfredsstill

$$\frac{\partial E}{\partial \beta} = 0, \frac{\partial E}{\partial \alpha} = 0$$

Dette fører til et lineært likningssystem, hvor løsningen er et par med koeffisienter α , β , som gir den optimale lineære likningen for den gitte dataen.

B.2 Multippel regresjon

Multippel regresjon er et statistisk verktøy som gir forholdet mellom en avhengig variabel og flere uavhengige eller forklarende variabler (Ubøe, 2015, s. 261-288). En generell presentasjon av multippel regresjon med n uavhengige variabler er gitt som

$$y_i = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

hvor y_i er avhengig variabel som skal estimeres ved hjelp av de uavhengige variablene x_1, \dots, X_n . Koeffisientene som relateres til den avhengige variabelen kalles partielle regresjonskoeffisienter β_1, \dots, β_n , og α kalles konstantledd. Det siste leddet ε er et uobservert randomisert feilledd som er antatt å være normalfordelt med forventning lik 0, og konstant varians. Multippel regresjon har som antakelse at det ikke finnes noen lineære forhold mellom de forskjellige uavhengige variablene og at ingen uavhengige variabler er konstant. Videre antas det at de partielle regresjonskoeffisientene er lineære. Med disse antakelsene kan koeffisientene i modellen estimeres med minste kvadraters metode.

Froklaringsgraden til modellen kan undersøkes ved hjelp av statistiske tester. Et at målene på dette er R^2 som måler kvadratkorrelasjonen mellom den tilpassede prediksjonen av y_i og den faktisk observerte dataen. R^2 kan beregnes ved hjelp av avvikene mellom den tilpassede modellen og den observerte dataen

$$R^2 = \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{SSR}{SST}$$

hvor SSE, SST og SSR er gitt med

$$SST \equiv \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

$$SSE \equiv \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

$$SSR \equiv \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2$$

SST står for total sum og squares og sier noe om forskjellen mellom observasjonene y_i og det totale gjennomsnittet for observasjonene \bar{y} . SSE står for explained sum og squares og sier noe om forskjellen mellom prediksjonene \hat{y}_i og \bar{y} . SSR står for sum og squared residuals og sier noe om forskjellen mellom den faktisk observerte dataen og verdiene predikert av modellen. Tilsammen kan disse målene brukes til å finne R^2 .

Siden R^2 ikke minker når det legges til nye uavhengige variabler, brukes ofte et mål kalt justert R^2 . Justert R^2 minker dersom den uavhengige variabelen som legges til modellen ikke forbedrer modellens tilpasning. Det er viktig å bemerke at R^2 i seg selv ikke indikerer om den valgte regresjonsmodellen er det beste alternativet, og om den den beste kombinasjonen av uavhengige variabler er valgt, eller om det er nok datapunkter til å trekke en rimelig konklusjon fra estimatene.

B.3 Gauss-Markov teoremet

I Wooldridge (2016, s. 60-91, 312-339) fremlegges det klassiske Gauss-Markov teoremet for lineær regresjon for både tverrsnittdata og tidsseriedata. Det knytter seg en del utfordringer med det klassiske teoremet i forhold til tidsseriedata, som også er aktuelt for paneldata. I Wooldridge (2016, s. 364-365) formidles derfor de ”asymptotiske” Gauss-Markov antakelsene. Disse antakelsene passer til regresjon på store utvalg med tidsseriedata, og kan sies å være svakere. Antakelsene kan oppsummeres som:

1. *Linearity and weak dependence:*

Den stokastiske prosessen $\{(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tk}, y_t) : t = 1, 2, \dots, n\}$ er stasjonær, svakt avhengig, og følger den lineære modellen

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2} + \dots + \beta_k x_{tk} + u_n$$

der $\{u_t : t = 1, 2, \dots, n\}$ er sekvensen av feilledd eller forstyrrelser. n er antallet observasjoner som blir lik antallet tidsperioder.

2. *No perfect collinearity:*

I utvalget, og derfor i den underliggende tidsserieprosessen, er ingen uavhengig variabel konstant eller en perfekt lineær kombinasjon av de andre uavhengige variablene

3. *Zero conditional mean:*

De uavhengige variablene er samtidig eksogene (*contemporaneously exogenous*), det vil si $E(u_t | x_{t1}, \dots, x_{tk}) = 0$. Dette er en svakere antakelse enn eksogenitetsantakelsen i det klassiske Gauss-Markov teoremet, hvor feilleddet i hver tidsperiode er ukorrelert med alle de uavhengige variablene i alle tidsperioder. Med en svakere antakelse åpner det muligheten for å blant annet bruke forsinkelser i avhengig variabel.

4. *Homoskedasticity:*

Feilleddene er samtidig homoskedastiske (*contemporaneously homoskedastic*), det vil si $\text{Var}(u_t | \mathbf{x}_t) = \sigma^2$ der \mathbf{x}_t er kort for $(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tk})$.

5. *No serial correlation:*

$\forall t \neq s, E(u_t u_s | \mathbf{x}_t, \mathbf{x}_s) = 0$, hvor man i praksis er opptatt av at $\text{Corr}(u_t, u_s) = 0, \forall t \neq s$. Denne antakelsen har større sannsynlighet for å holde når det inkluderes forsinkelser i avhengig variabel.

Med antakelser 1 til 3 er OLS konsistent. Med antakelser 4 og 5 i behold kan det brukes konfidensintervall, t-tester og F-test som er approksimert gyldig i større utvalg. Det betyr at så lenge disse antakelsene er i orden kan estimatene tolkes som vanlig. Nøkkelen bak disse antakelsene er at det foreligger en form for svak avhengighet for at sentralgrensesetningen skal gjelde. Dette dreier seg om at x_t og x_{t+h} blir ”nesten uavhengige” ettersom $h \rightarrow \infty$, altså at korrelasjonen mellom observasjoner blir mindre når tiden mellom dem vokser. En AR(1), $y_t = \rho y_{t-1} + e_t$, med $|\rho| < 1$ er svakt uavhengig dersom feilledet e_t er *independent and identically distributed (iid)*.

B.4 Fixed effects og Random effects

Fixed effects (FE) går ut på å kontrollere for mellom-variasjon i variablene ved å fjerne uobserverte individuelt spesifikke faktorer som påvirker utfallet. For eksempel kan man gjøre dette med kategoriske variabler for byer, år, årstider, individer osv. Random effects (RE) kan ligne på FE, og kan være nyttig dersom man har variabler med mange kategorier, relativt få observasjoner per kategori, og ujevne utvalg mellom hvert dem. Forskjellen fra FE er at RE normalt trekker parameterverdier for hver nivåinndeling fra en normalfordeling. I praksis kan FE estimering utføres ved hjelp av å bruke kategoriske variabler hvor man legger til en dummy for hver kategori untatt én som beholdes som referanse.

Appendix C

Fullstendige regresjonsutskrifter

I beskrivelsen av uavhengig variabel for hver av regresjonene står det et tall som representerer salgskanal. Tabell C.1 viser hvilke tall som refererer til hvilke kanal.

Salgskanalnr.	Salgskanalnavn	Beskrivelse
1	Udefinert	Salget mangler tilknytning til Salgskanal
2	Om bord	Salget er gjort ombord på kjøretøyet
3	Billettautomat	Salget er gjort på en ubetjent billettmaskin
4	Kommisjonær	Salget er gjort hos en kommisjonær
5	Kundesenter	Salget er gjort hos et av Skyss sine kundesenter
6	Mobil	Salget er gjort fra en mobiltelefon
7	Internet	Salget er gjort via internett
8	SkoleSkyss	Skoleskyss

Tabell C.1: *Oversikt over salgskanaldimensjonen.*

C.1 Normal og inflasjonsjustert modell

Tabell C.2: Normal og inflasjonsjustert

	<i>Avhengig variabel:</i>	
	Salgskvantum per time	
	Modell 1	Modell 2
Klippekort_2_Ikke rush	−0.679*** (0.085)	−0.852*** (0.121)
Klippekort_2_Rush	−0.655*** (0.085)	−0.829*** (0.121)
Klippekort_3_Ikke rush	−0.613*** (0.085)	−0.788*** (0.120)
Klippekort_3_Rush	−0.593*** (0.085)	−0.768*** (0.120)
Klippekort_5_Ikke rush	−0.670*** (0.086)	−0.843*** (0.121)
Klippekort_5_Rush	−0.663*** (0.086)	−0.836*** (0.121)
Klippekort_7_Ikke rush	−0.720*** (0.110)	−0.889*** (0.140)
Klippekort_7_Rush		

180 Dagers_2_Ikke rush	-0.486*** (0.060)	-0.606*** (0.085)
180 Dagers_2_Rush	-0.466*** (0.059)	-0.586*** (0.084)
180 Dagers_3_Ikke rush	-0.451*** (0.059)	-0.572*** (0.084)
180 Dagers_3_Rush	-0.436*** (0.059)	-0.557*** (0.084)
180 Dagers_5_Ikke rush	-0.475*** (0.060)	-0.595*** (0.084)
180 Dagers_5_Rush	-0.458*** (0.059)	-0.578*** (0.084)
180 Dagers_7_Ikke rush		
180 Dagers_7_Rush		
24 Timers_2_Ikke rush	-0.871*** (0.109)	-1.085*** (0.154)
24 Timers_2_Rush	-0.861***	-1.076***

	(0.109)	(0.153)
24 Timers_3_Ikke rush	-0.732*** (0.107)	-0.950*** (0.152)
24 Timers_3_Rush	-0.739*** (0.107)	-0.957*** (0.152)
24 Timers_5_Ikke rush	-0.847*** (0.109)	-1.061*** (0.153)
24 Timers_5_Rush	-0.827*** (0.108)	-1.042*** (0.153)
24 Timers_6_Ikke rush	-0.674*** (0.106)	-0.897*** (0.151)
24 Timers_6_Rush	-0.657*** (0.107)	-0.880*** (0.152)
30 Dagers_2_Ikke rush	-0.542*** (0.073)	-0.692*** (0.103)
30 Dagers_2_Rush	-0.487*** (0.072)	-0.638*** (0.103)
30 Dagers_3_Ikke rush	-0.508*** (0.072)	-0.658*** (0.103)
30 Dagers_3_Rush	-0.479***	-0.630***

	(0.072)	(0.103)
30 Dagers_4_Ikke rush		
30 Dagers_4_Rush		
30 Dagers_5_Ikke rush	-0.552*** (0.073)	-0.702*** (0.104)
30 Dagers_5_Rush	-0.537*** (0.073)	-0.687*** (0.104)
30 Dagers_6_Ikke rush	-0.454*** (0.072)	-0.605*** (0.103)
30 Dagers_6_Rush	-0.411*** (0.072)	-0.563*** (0.103)
30 Dagers_7_Ikke rush	-0.654*** (0.093)	-0.799*** (0.119)
30 Dagers_7_Rush		
7 Dagers_2_Ikke rush	-0.686*** (0.089)	-0.866*** (0.126)
7 Dagers_2_Rush	-0.646***	-0.827***

	(0.088)	(0.126)
7 Dagers_3_Ikke rush	-0.658*** (0.088)	-0.838*** (0.126)
7 Dagers_3_Rush	-0.637*** (0.088)	-0.817*** (0.126)
7 Dagers_5_Ikke rush	-0.669*** (0.089)	-0.849*** (0.126)
7 Dagers_5_Rush	-0.662*** (0.089)	-0.842*** (0.126)
7 Dagers_6_Ikke rush	-0.577*** (0.088)	-0.758*** (0.125)
7 Dagers_6_Rush	-0.532*** (0.088)	-0.715*** (0.125)
7 Dagers_7_Ikke rush		
Enkeltbillett_3_Ikke rush	-0.799*** (0.133)	-1.078*** (0.189)
Enkeltbillett_3_Rush	-0.794*** (0.133)	-1.072*** (0.190)
Enkeltbillett_4_Ikke rush	-0.842***	-1.119***

	(0.133)	(0.190)
Enkeltbillett_4_Rush		
Enkeltbillett_5_Ikke rush	-1.013*** (0.170)	-1.281*** (0.217)
Enkeltbillett_5_Rush		
Enkeltbillett_6_Ikke rush	-0.694*** (0.132)	-0.975*** (0.189)
Enkeltbillett_6_Rush	-0.689*** (0.133)	-0.970*** (0.189)
Enk. Kontant_2_Ikke rush	-0.819*** (0.121)	-1.070*** (0.172)
Enk. Kontant_2_Rush	-0.810*** (0.121)	-1.061*** (0.172)
Enk. Rabatt_6_Ikke rush	-0.711*** (0.139)	-1.007*** (0.198)
Enk. Rabatt_6_Rush	-0.686*** (0.139)	-0.982*** (0.198)
Årsforsinkelse	0.507***	0.507***

	(0.013)	(0.014)
Månedsforsinkelse	0.311*** (0.014)	0.314*** (0.014)
Kveld_Ja	-0.134*** (0.017)	-0.131*** (0.017)
Helg_Ja	-0.056*** (0.015)	-0.054*** (0.015)
Sommer_Ja	-0.074*** (0.021)	-0.073*** (0.021)
Jul_Ja	-0.047** (0.021)	-0.052** (0.021)
Konstant	3.637*** (0.483)	4.653*** (0.692)
<hr/>		
Observasjoner	3,709	3,709
R ²	0.974	0.974
Justert R ²	0.974	0.974

Notat:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

C.2 Vurdering av forsinkelser

Tabell C.3: Regresjonsresultat med null til to forsinkelser

	<i>Avhengig variabel:</i>			
	Salgskvantum per time			
	Modell 3c	Modell 3a	Modell 3b	Modell 1
Klippekort_2_Ikke rush	-1.757*** (0.092)	-1.019*** (0.091)	-0.593*** (0.066)	-0.679*** (0.085)
Klippekort_2_Rush	-1.529*** (0.092)	-0.974*** (0.091)	-0.530*** (0.066)	-0.655*** (0.085)
Klippekort_3_Ikke rush	-1.458*** (0.092)	-0.913*** (0.090)	-0.505*** (0.065)	-0.613*** (0.085)
Klippekort_3_Rush	-1.326*** (0.092)	-0.877*** (0.090)	-0.467*** (0.066)	-0.593*** (0.085)
Klippekort_5_Ikke rush	-1.707*** (0.092)	-0.999*** (0.091)	-0.578*** (0.066)	-0.670*** (0.086)
Klippekort_5_Rush	-1.671*** (0.093)	-0.990*** (0.091)	-0.572*** (0.066)	-0.663*** (0.086)
Klippekort_7_Ikke rush	-2.119*** (0.108)	-1.093*** (0.117)	-0.700*** (0.101)	-0.720*** (0.110)
Klippekort_7_Rush	-2.000***			

	(0.145)			
180 Dagers_2_Ikke rush	-1.400*** (0.063)	-0.737*** (0.063)	-0.465*** (0.046)	-0.486*** (0.060)
180 Dagers_2_Rush	-1.317*** (0.064)	-0.706*** (0.063)	-0.438*** (0.046)	-0.466*** (0.059)
180 Dagers_3_Ikke rush	-1.270*** (0.063)	-0.685*** (0.063)	-0.422*** (0.046)	-0.451*** (0.059)
180 Dagers_3_Rush	-1.206*** (0.064)	-0.660*** (0.063)	-0.403*** (0.046)	-0.436*** (0.059)
180 Dagers_5_Ikke rush	-1.363*** (0.064)	-0.723*** (0.063)	-0.450*** (0.046)	-0.475*** (0.060)
180 Dagers_5_Rush	-1.287*** (0.064)	-0.693*** (0.063)	-0.429*** (0.046)	-0.458*** (0.059)
180 Dagers_7_Ikke rush	-1.431*** (0.070)		-0.483*** (0.069)	
180 Dagers_7_Rush	-1.363*** (0.098)			
24 Timers_2_Ikke rush	-2.515*** (0.116)	-1.323*** (0.115)	-0.836*** (0.084)	-0.871*** (0.109)
24 Timers_2_Rush	-2.432***	-1.303***	-0.813***	-0.861***

	(0.116)	(0.115)	(0.084)	(0.109)
24 Timers_3_Ikke rush	-1.992*** (0.115)	-1.099*** (0.114)	-0.675*** (0.082)	-0.732*** (0.107)
24 Timers_3_Rush	-2.016*** (0.116)	-1.111*** (0.114)	-0.684*** (0.083)	-0.739*** (0.107)
24 Timers_5_Ikke rush	-2.388*** (0.116)	-1.282*** (0.115)	-0.797*** (0.084)	-0.847*** (0.109)
24 Timers_5_Rush	-2.318*** (0.116)	-1.250*** (0.115)	-0.773*** (0.084)	-0.827*** (0.108)
24 Timers_6_Ikke rush	-1.895*** (0.115)	-1.016*** (0.113)	-0.641*** (0.082)	-0.674*** (0.106)
24 Timers_6_Rush	-1.786*** (0.117)	-0.988*** (0.114)	-0.610*** (0.083)	-0.657*** (0.107)
30 Dagers_2_Ikke rush	-1.280*** (0.079)	-0.806*** (0.077)	-0.442*** (0.056)	-0.542*** (0.073)
30 Dagers_2_Rush	-0.990*** (0.079)	-0.714*** (0.077)	-0.358*** (0.056)	-0.487*** (0.072)
30 Dagers_3_Ikke rush	-1.179*** (0.079)	-0.753*** (0.077)	-0.410*** (0.056)	-0.508*** (0.072)
30 Dagers_3_Rush	-1.014*** (0.079)	-0.704*** (0.077)	-0.363*** (0.056)	-0.479*** (0.072)

	(0.079)	(0.077)	(0.056)	(0.072)
30 Dagers_4_Ikke rush	-1.821*** (0.088)	-0.914*** (0.098)		
30 Dagers_4_Rush	-1.699*** (0.085)	-0.896*** (0.098)	-0.564*** (0.084)	
30 Dagers_5_Ikke rush	-1.423*** (0.079)	-0.835*** (0.078)	-0.476*** (0.057)	-0.552*** (0.073)
30 Dagers_5_Rush	-1.266*** (0.079)	-0.806*** (0.078)	-0.436*** (0.057)	-0.537*** (0.073)
30 Dagers_6_Ikke rush	-1.172*** (0.079)	-0.679*** (0.077)	-0.403*** (0.056)	-0.454*** (0.072)
30 Dagers_6_Rush	-0.961*** (0.079)	-0.607*** (0.077)	-0.340*** (0.056)	-0.411*** (0.072)
30 Dagers_7_Ikke rush	-1.707*** (0.082)	-0.971*** (0.099)	-0.597*** (0.061)	-0.654*** (0.093)
30 Dagers_7_Rush	-1.707*** (0.089)		-0.568*** (0.068)	
7 Dagers_2_Ikke rush	-1.828*** (0.095)	-1.031*** (0.094)	-0.616*** (0.069)	-0.686*** (0.089)
7 Dagers_2_Rush	-1.587***	-0.963***	-0.548***	-0.646***

	(0.096)	(0.094)	(0.069)	(0.088)
7 Dagers_3_Ikke rush	-1.734*** (0.095)	-0.988*** (0.094)	-0.588*** (0.068)	-0.658*** (0.088)
7 Dagers_3_Rush	-1.591*** (0.096)	-0.950*** (0.094)	-0.548*** (0.069)	-0.637*** (0.088)
7 Dagers_5_Ikke rush	-1.812*** (0.096)	-1.017*** (0.095)	-0.599*** (0.069)	-0.669*** (0.089)
7 Dagers_5_Rush	-1.724*** (0.096)	-0.993*** (0.095)	-0.586*** (0.069)	-0.662*** (0.089)
7 Dagers_6_Ikke rush	-1.575*** (0.095)	-0.868*** (0.094)	-0.534*** (0.068)	-0.577*** (0.088)
7 Dagers_6_Rush	-1.342*** (0.096)	-0.793*** (0.094)	-0.464*** (0.068)	-0.532*** (0.088)
7 Dagers_7_Ikke rush	-2.053*** (0.147)			
Enkeltbillett_3_Ikke rush	-1.406*** (0.147)	-1.157*** (0.142)	-0.537*** (0.103)	-0.799*** (0.133)
Enkeltbillett_3_Rush	-1.344*** (0.149)	-1.146*** (0.143)	-0.521*** (0.104)	-0.794*** (0.133)
Enkeltbillett_4_Ikke rush	-1.646***	-1.228***	-0.614***	-0.842***

	(0.148)	(0.143)	(0.104)	(0.133)
Enkeltbillett_4_Rush	-3.329*** (0.201)			
Enkeltbillett_5_Ikke rush	-3.062*** (0.154)	-1.690*** (0.168)	-0.984*** (0.156)	-1.013*** (0.170)
Enkeltbillett_5_Rush	-2.967*** (0.163)		-1.227*** (0.131)	
Enkeltbillett_6_Ikke rush	-1.076*** (0.147)	-0.995*** (0.142)	-0.433*** (0.103)	-0.694*** (0.132)
Enkeltbillett_6_Rush	-0.985*** (0.149)	-0.983*** (0.143)	-0.409*** (0.104)	-0.689*** (0.133)
Enk. Kontant_2_Ikke rush	-1.497*** (0.134)	-1.189*** (0.129)	-0.559*** (0.094)	-0.819*** (0.121)
Enk. Kontant_2_Rush	-1.401*** (0.135)	-1.171*** (0.130)	-0.532*** (0.095)	-0.810*** (0.121)
Enk. Rabatt_6_Ikke rush	-1.240*** (0.154)	-1.027*** (0.149)	-0.482*** (0.108)	-0.711*** (0.139)
Enk. Rabatt_6_Rush	-1.036*** (0.156)	-0.980*** (0.150)	-0.426*** (0.109)	-0.686*** (0.139)
Årsforsinkelse		0.694***		0.507***

		(0.012)		(0.013)
Månedsforsinkelse			0.707*** (0.010)	0.311*** (0.014)
Kveld_Ja	-0.601*** (0.021)	-0.217*** (0.017)	-0.190*** (0.016)	-0.134*** (0.017)
Helg_Ja	-0.408*** (0.020)	-0.097*** (0.016)	-0.120*** (0.015)	-0.056*** (0.015)
Sommer_Ja	-0.094*** (0.031)	-0.022 (0.022)	-0.180*** (0.021)	-0.074*** (0.021)
Jul_Ja	-0.126*** (0.030)	-0.080*** (0.022)	-0.054*** (0.021)	-0.047*** (0.021)
Konstant	9.705*** (0.518)	5.466*** (0.514)	3.290*** (0.372)	3.637*** (0.483)
Observasjoner	5,034	3,750	4,774	3,709
R ²	0.929	0.970	0.967	0.974
Justert R ²	0.928	0.969	0.967	0.974

Notat:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

C.3 Med eller uten andre variabler

Tabell C.4: Regresjonsresultat uten og med eksterne variabler

	<i>Avhengig variabel:</i>	
	Salgskvantum per time	
	Modell 1	Modell 4
Klippekort_2_Ikke rush	-0.679*** (0.085)	-0.535*** (0.135)
Klippekort_2_Rush	-0.655*** (0.085)	-0.511*** (0.135)
Klippekort_3_Ikke rush	-0.613*** (0.085)	-0.470*** (0.134)
Klippekort_3_Rush	-0.593*** (0.085)	-0.449*** (0.134)
Klippekort_5_Ikke rush	-0.670*** (0.086)	-0.526*** (0.135)
Klippekort_5_Rush	-0.663*** (0.086)	-0.519*** (0.135)
Klippekort_7_Ikke rush	-0.720*** (0.110)	-0.576*** (0.151)
Klippekort_7_Rush		

180 Dagers_2_Ikke rush	-0.486*** (0.060)	-0.387*** (0.094)
180 Dagers_2_Rush	-0.466*** (0.059)	-0.366*** (0.094)
180 Dagers_3_Ikke rush	-0.451*** (0.059)	-0.352*** (0.093)
180 Dagers_3_Rush	-0.436*** (0.059)	-0.337*** (0.093)
180 Dagers_5_Ikke rush	-0.475*** (0.060)	-0.375*** (0.094)
180 Dagers_5_Rush	-0.458*** (0.059)	-0.358*** (0.094)
180 Dagers_7_Ikke rush		
180 Dagers_7_Rush		
24 Timers_2_Ikke rush	-0.871*** (0.109)	-0.689*** (0.171)
24 Timers_2_Rush	-0.861***	-0.679***

	(0.109)	(0.171)
24 Timers_3_Ikke rush	-0.732*** (0.107)	-0.551*** (0.169)
24 Timers_3_Rush	-0.739*** (0.107)	-0.558*** (0.170)
24 Timers_5_Ikke rush	-0.847*** (0.109)	-0.665*** (0.171)
24 Timers_5_Rush	-0.827*** (0.108)	-0.645*** (0.171)
24 Timers_6_Ikke rush	-0.674*** (0.106)	-0.493*** (0.169)
24 Timers_6_Rush	-0.657*** (0.107)	-0.476*** (0.170)
30 Dagers_2_Ikke rush	-0.542*** (0.073)	-0.419*** (0.115)
30 Dagers_2_Rush	-0.487*** (0.072)	-0.364*** (0.115)
30 Dagers_3_Ikke rush	-0.508*** (0.072)	-0.384*** (0.115)
30 Dagers_3_Rush	-0.479***	-0.356***

	(0.072)	(0.115)
30 Dagers_4_Ikke rush		
30 Dagers_4_Rush		
30 Dagers_5_Ikke rush	-0.552*** (0.073)	-0.430*** (0.116)
30 Dagers_5_Rush	-0.537*** (0.073)	-0.414*** (0.115)
30 Dagers_6_Ikke rush	-0.454*** (0.072)	-0.330*** (0.115)
30 Dagers_6_Rush	-0.411*** (0.072)	-0.287** (0.115)
30 Dagers_7_Ikke rush	-0.654*** (0.093)	-0.532*** (0.128)
30 Dagers_7_Rush		
7 Dagers_2_Ikke rush	-0.686*** (0.089)	-0.537*** (0.140)
7 Dagers_2_Rush	-0.646***	-0.496***

	(0.088)	(0.140)
7 Dagers_3_Ikke rush	-0.658*** (0.088)	-0.508*** (0.140)
7 Dagers_3_Rush	-0.637*** (0.088)	-0.487*** (0.140)
7 Dagers_5_Ikke rush	-0.669*** (0.089)	-0.519*** (0.140)
7 Dagers_5_Rush	-0.662*** (0.089)	-0.513*** (0.140)
7 Dagers_6_Ikke rush	-0.577*** (0.088)	-0.427*** (0.140)
7 Dagers_6_Rush	-0.532*** (0.088)	-0.382*** (0.140)
7 Dagers_7_Ikke rush		
Enkeltbillett_3_Ikke rush	-0.799*** (0.133)	-0.570*** (0.213)
Enkeltbillett_3_Rush	-0.794*** (0.133)	-0.565*** (0.213)
Enkeltbillett_4_Ikke rush	-0.842***	-0.613***

	(0.133)	(0.213)
Enkeltbillett_4_Rush		
Enkeltbillett_5_Ikke rush	-1.013*** (0.170)	-0.782*** (0.239)
Enkeltbillett_5_Rush		
Enkeltbillett_6_Ikke rush	-0.694*** (0.132)	-0.466** (0.212)
Enkeltbillett_6_Rush	-0.689*** (0.133)	-0.461** (0.213)
Enk. Kontant_2_Ikke rush	-0.819*** (0.121)	-0.612*** (0.193)
Enk. Kontant_2_Rush	-0.810*** (0.121)	-0.603*** (0.193)
Enk. Rabatt_6_Ikke rush	-0.711*** (0.139)	-0.470** (0.223)
Enk. Rabatt_6_Rush	-0.686*** (0.139)	-0.445** (0.224)
Årsforsinkelse	0.507***	0.507***

	(0.013)	(0.013)
Månedsforsinkelse	0.311*** (0.014)	0.312*** (0.014)
Kveld_Ja	-0.134*** (0.017)	-0.134*** (0.017)
Helg_Ja	-0.056*** (0.015)	-0.055*** (0.015)
Sommer_Ja	-0.074*** (0.021)	-0.081*** (0.022)
Jul_Ja	-0.047** (0.021)	-0.046** (0.021)
Drivstoff		0.187 (0.250)
Lønn		-0.745 (1.707)
Befolkning 25-65		0.00000 (0.00003)
Konstant	3.637*** (0.483)	9.958 (13.779)

Observasjoner	3,709	3,709
R ²	0.974	0.974
Justert R ²	0.974	0.974

Notat: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

C.4 Kort og lang periode

Tabell C.5: Regresjonsresultat kort og lang periode

	<i>Avhengig variabel:</i>	
	Salgskvantum per time	
	Modell 1	Modell 5
Klippekort_2_Ikke rush	−0.679*** (0.085)	−0.578*** (0.058)
Klippekort_2_Rush	−0.655*** (0.085)	−0.549*** (0.057)
Klippekort_3_Ikke rush	−0.613*** (0.085)	−0.509*** (0.057)
Klippekort_3_Rush	−0.593*** (0.085)	−0.489*** (0.057)
Klippekort_5_Ikke rush	−0.670*** (0.086)	−0.560*** (0.058)
Klippekort_5_Rush	−0.663*** (0.086)	−0.557*** (0.058)
Klippekort_7_Ikke rush	−0.720*** (0.110)	−0.615*** (0.088)
Klippekort_7_Rush		

180 Dagers_2_Ikke rush	−0.486*** (0.060)	−0.417*** (0.041)
180 Dagers_2_Rush	−0.466*** (0.059)	−0.399*** (0.041)
180 Dagers_3_Ikke rush	−0.451*** (0.059)	−0.383*** (0.040)
180 Dagers_3_Rush	−0.436*** (0.059)	−0.372*** (0.040)
180 Dagers_4_Rush		
180 Dagers_5_Ikke rush	−0.475*** (0.060)	−0.404*** (0.041)
180 Dagers_5_Rush	−0.458*** (0.059)	−0.390*** (0.041)
180 Dagers_7_Ikke rush		
180 Dagers_7_Rush		
24 Timers_2_Ikke rush	−0.871***	−0.732***

	(0.109)	(0.074)
24 Timers_2_Rush	-0.861*** (0.109)	-0.727*** (0.074)
24 Timers_3_Ikke rush	-0.732*** (0.107)	-0.623*** (0.072)
24 Timers_3_Rush	-0.739*** (0.107)	-0.631*** (0.072)
24 Timers_5_Ikke rush	-0.847*** (0.109)	-0.709*** (0.074)
24 Timers_5_Rush	-0.827*** (0.108)	-0.703*** (0.073)
24 Timers_6_Ikke rush	-0.674*** (0.106)	-0.563*** (0.071)
24 Timers_6_Rush	-0.657*** (0.107)	-0.544*** (0.072)
30 Dagers_2_Ikke rush	-0.542*** (0.073)	-0.450*** (0.049)
30 Dagers_2_Rush	-0.487*** (0.072)	-0.405*** (0.048)
30 Dagers_3_Ikke rush	-0.508***	-0.421***

	(0.072)	(0.048)
30 Dagers_3_Rush	-0.479*** (0.072)	-0.396*** (0.048)
30 Dagers_4_Ikke rush		
30 Dagers_4_Rush		
30 Dagers_5_Ikke rush	-0.552*** (0.073)	-0.480*** (0.050)
30 Dagers_5_Rush	-0.537*** (0.073)	-0.446*** (0.049)
30 Dagers_6_Ikke rush	-0.454*** (0.072)	-0.378*** (0.048)
30 Dagers_6_Rush	-0.411*** (0.072)	-0.342*** (0.048)
30 Dagers_7_Ikke rush	-0.654*** (0.093)	-0.566*** (0.075)
30 Dagers_7_Rush		
7 Dagers_2_Ikke rush	-0.686***	-0.580***

	(0.089)	(0.060)
7 Dagers_2_Rush	-0.646*** (0.088)	-0.543*** (0.060)
7 Dagers_3_Ikke rush	-0.658*** (0.088)	-0.553*** (0.060)
7 Dagers_3_Rush	-0.637*** (0.088)	-0.531*** (0.060)
7 Dagers_5_Ikke rush	-0.669*** (0.089)	-0.557*** (0.060)
7 Dagers_5_Rush	-0.662*** (0.089)	-0.558*** (0.060)
7 Dagers_6_Ikke rush	-0.577*** (0.088)	-0.481*** (0.059)
7 Dagers_6_Rush	-0.532*** (0.088)	-0.440*** (0.059)
7 Dagers_7_Ikke rush		
7 Dagers_7_Rush		
Enkeltbillett_3_Ikke rush	-0.799***	-0.653***

	(0.133)	(0.087)
Enkeltbillett_3_Rush	-0.794*** (0.133)	-0.648*** (0.088)
Enkeltbillett_4_Ikke rush	-0.842*** (0.133)	-0.687*** (0.088)
Enkeltbillett_4_Rush		
Enkeltbillett_5_Ikke rush	-1.013*** (0.170)	-0.929*** (0.109)
Enkeltbillett_5_Rush		-0.975*** (0.109)
Enkeltbillett_6_Ikke rush	-0.694*** (0.132)	-0.539*** (0.086)
Enkeltbillett_6_Rush	-0.689*** (0.133)	-0.528*** (0.087)
Enk. Kontant_2_Ikke rush	-0.819*** (0.121)	-0.695*** (0.080)
Enk. Kontant_2_Rush	-0.810*** (0.121)	-0.687*** (0.081)
Enk. Rabatt_6_Ikke rush	-0.711***	-0.574***

	(0.139)	(0.091)
Enk. Rabatt_6_Rush	-0.686*** (0.139)	-0.552*** (0.091)
Årsforsinkelse	0.507*** (0.013)	0.429*** (0.010)
Månedsforsinkelse	0.311*** (0.014)	0.401*** (0.011)
Sone A_Ja		0.112*** (0.026)
Juni 2013_Ja		-0.084*** (0.023)
Februar 2018_Ja		0.029 (0.020)
Kveld_Ja	-0.134*** (0.017)	-0.134*** (0.013)
Helg_Ja	-0.056*** (0.015)	-0.057*** (0.012)
Sommer_Ja	-0.074*** (0.021)	-0.080*** (0.018)
Jul_Ja	-0.047**	-0.043**

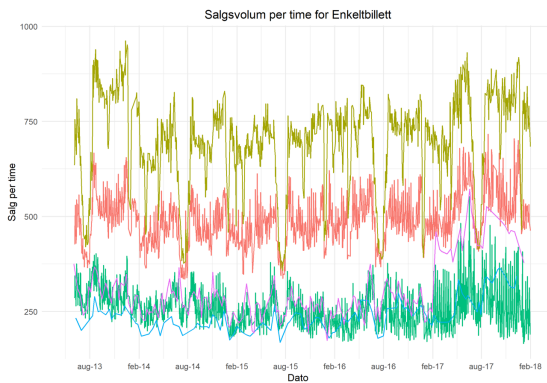
	(0.021)	(0.018)
Konstant	3.637***	3.166***
	(0.483)	(0.322)
<hr/>		
Observasjoner	3,709	5,480
R ²	0.974	0.974
Justert R ²	0.974	0.974

Notat: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

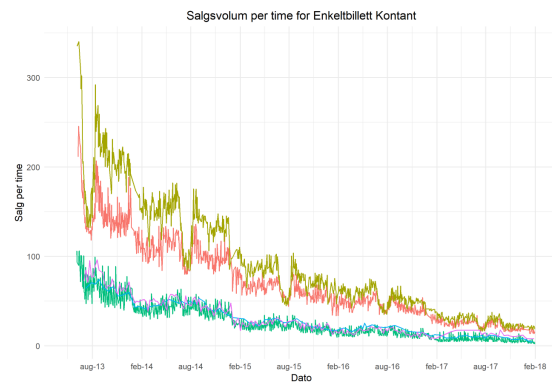
Appendix D

Plot

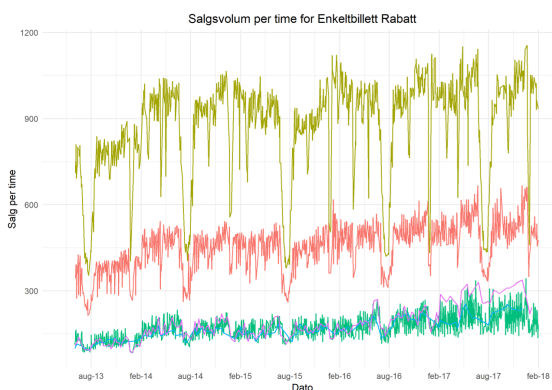
D.1 Plot av salgsvolum per time per produkt



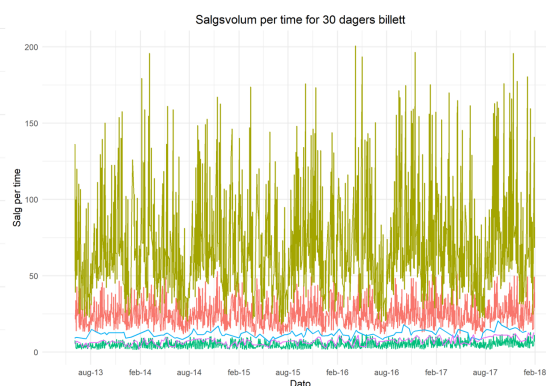
Figur D.1: *Salgsvolumet i perioden for enkeltbillett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



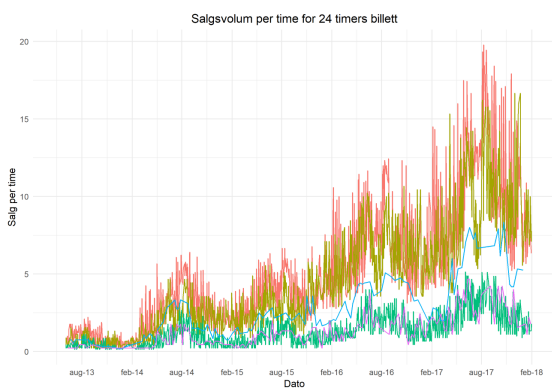
Figur D.2: *Salgsvolumet i perioden for enkeltbillett kontant fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



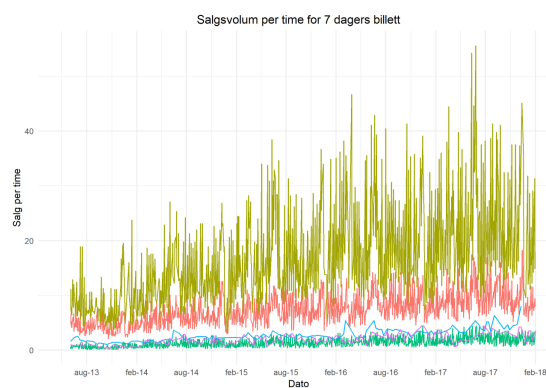
Figur D.3: *Salgsvolumet i perioden for enkeltbillett rabatt fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



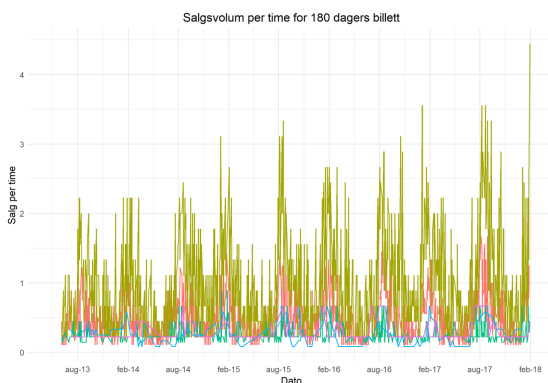
Figur D.4: *Salgsvolumet i perioden for 30 dagers billett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



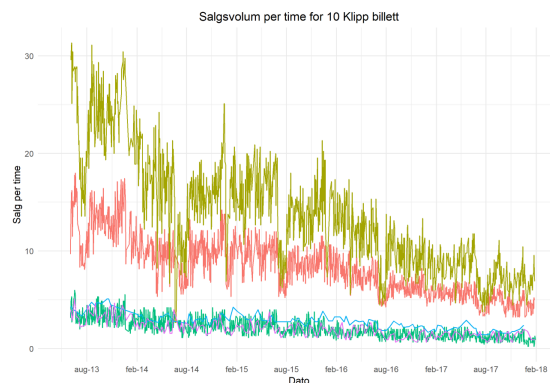
Figur D.5: *Salgsvolumet i perioden for 24 timers billett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



Figur D.6: *Salgsvolumet i perioden for 7 dagers billett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



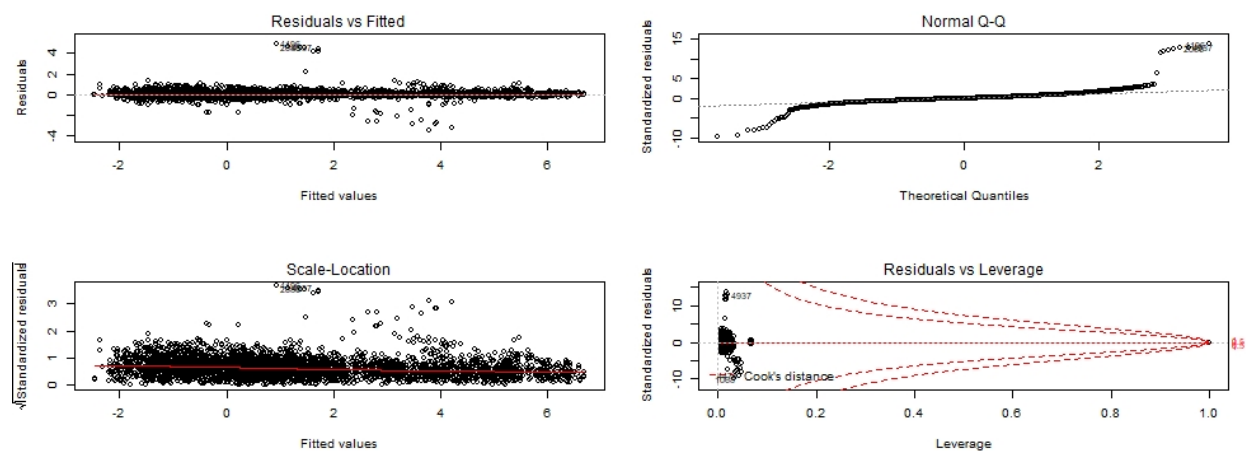
Figur D.7: *Salgs volumet i perioden for 180 dagers billett fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*



Figur D.8: *Salgs volumet i perioden for klippekort fordelt mellom rush (gul), kveld (grønn), helg (blå), helgekveld (rosa) og dagtid (rød).*

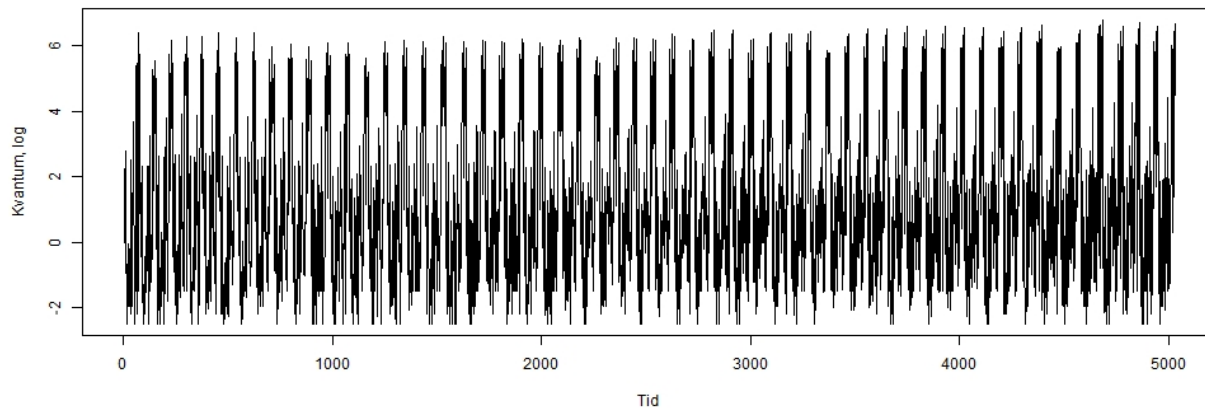
D.2 Regresjonsdiagnostikk

D.2.1 Residualer



Figur D.9: *Residualplot av Modell 1.*

D.2.2 Stasjonæritet



Figur D.10: *Stasjonæritetsplot av logaritmsk transformert kvantumsvariabel.*