

Silje Anette Holmen

Elbilpolitikk og inntektsfordeling: Endringer i regioners betydning?

Masteroppgave i samfunnsøkonomi

Veileder: Jan Morten Dyrstad

Desember 2021

Silje Anette Holmen

Elbilpolitikk og inntektsfordeling: Endringer i regioners betydning?

Masteroppgave i samfunnsøkonomi

Veileder: Jan Morten Dyrstad

Desember 2021

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet

Fakultet for økonomi

Institutt for samfunnsøkonomi



NTNU

Kunnskap for en bedre verden

FORORD

Denne masteroppgaven markerer avslutningen på mitt masterløp i samfunnsøkonomi ved NTNU i Trondheim. Å dykke ned i en problemstilling over lengre tid har vært lærerikt. Jeg har hatt en verdifull veileder i Jan Morten Dyrstad som har vært tilgjengelig for spørsmål hele veien. Tusen takk for tydelige råd og gode diskusjoner! En takk rettes også mot studieadministrasjonen ved Institutt for samfunnsøkonomi som alltid er behjelpelige.

I tillegg vil jeg takke alle som har vært en del av studiehverdagen min de siste årene. En spesiell takk til Lisa for alle turene hvor vi har trasket rundt, på kryss og tvers, gjennom byen. Det har betydd mye å få lov til å diskutere alskens (u)betydeligheter i den mest hektiske perioden. Til slutt: evig takk til flokken min for suveren støtte.

Silje Anette Holmen

Trondheim 1. desember 2021

SAMMENDRAG

Sivathas og Øverseth fant i 2020 at inntektsskjevhetene som følge av elbilpolitikken økte da de la til en bostedsdimensjon. Ved å benytte seg av tall fra Reisevaneundersøkelsen (RVU) 2013/14, fikk de resultater som viste at norske elbilsubsidier er regresive, men i mindre grad i distriktene. Siden den tid har Norge opplevd en rask økning i antall elbiler på veiene. Økningen kommer som følge av myndighetenes mål om å skifte ut den fossile bilparken med elbiler.

Med det som bakgrunn, hadde jeg en hypotese om at økt elbiltylgjengelighet har gjort regionene mindre betydningsfulle for inntektsskjevhetene som følge av elbilpolitikken. Formålet med denne oppgaven har derfor vært å tilføre ny innsikt til Sivathas og Øverseth (2020) sine funn. Jeg har fulgt samme fremgangsmåte og metoder for å komme frem til resultater som kunne sammenlignes med deres. Jeg, som dem, startet med en deskriptiv tilnærming hvor jeg så på tilbøyeligheten for å disponere elbil. Deretter benyttet jeg meg av den lineære sannsynlighetsmodellen samt probit-modellen for å utføre regresjonsanalyser. Slik har jeg kunnet observert sannsynligheten for å disponere elbil med inntekts- og sentralitetsvariabler som hovedinteresse.

Ved bruk av data fra RVU 2019 fant jeg at bosted fremdeles har stor betydning for sannsynligheten for å disponere elbil, hvilket har gjort at jeg har måttet forkaste min hypotese. Resultatene jeg fikk viste at det er flest elbileiere blant de med høyest inntekt som bor i de mest sentrale områdene i landet. Elbilsubsidiene er, slik som Sivathas og Øverseth (2020) sine resultater viste, fortsatt regresive. I tillegg fant jeg at elbilsubsidiene er like regresive i distriktene som ellers i landet, hvilket er en forskjell fra deres resultater. Derfor viser mine resultater at økt elbilandel i landet har økt inntektsskjevhetene mellom de mindre sentrale områdene.

ABSTRACT

In 2020, Sivathas and Øverseth found that the bias in the income distribution due to electric vehicle (EV) subsidies increased by adding a regional dimension. They based their study on numbers from the National Travel Survey (NTS) for 2013/14. Furthermore, their results showed that EV subsidies are regressive, but to a lesser extent in rural areas. Since then, Norway has experienced a massive increase in the number of electric cars. The increase is due to the authorities' goal to replace the fossil car fleet with EVs.

Therefore, I hypothesized that increased EV availability has made the regions less significant for bias in the income distribution because of the electric policy. Therefore, the purpose of this thesis has been to add new insight to Sivathas and Øverseth's (2020) findings. Naturally, I have followed the same procedure methods to get results that could be compared with theirs. As they did, I began with analysing the propensity to use EV. Then, I have used the linear probability model and the probit model to perform regression analyses. In this way, I have been able to observe the probability of using an EV, with income and centrality variables as my main interest.

Using data from RVU 2019, I found, that place of residence still has great significance for the probability of using an electric vehicle. Therefore, I must reject my hypothesis. The results I got showed that most electric vehicle owners among those with the highest income, live in the most central areas. The EV subsidies are, just as Sivathas and Øverseth's (2020) results suggested in their study, still regressive. In addition, I find that EV subsidies are as regressive in rural areas as elsewhere, which is a difference from their results. Therefore, my results show that the increase of EVs has increased the bias in the income distribution due to EV subsidies in the rural areas.

INNHold

1	Innledning	1
1.1	Norsk klima- og elbilpolitikk	1
1.2	Problemstilling	2
2	Teori	3
2.1	Eksternaliteter	3
2.2	Elbilsubsidier	4
2.3	Optimal beskatning av varer	6
3	Andre studier	9
3.1	Fordelingseffekter	9
3.2	Agglomerasjon i norske byer	10
3.3	Regionale forskjeller i elbilinsentivene	11
4	Empirisk rammeverk	12
4.1	Reisevaneundersøkelsen	12
4.2	Mål på sentralitet	15
4.3	Regresjonsmodell	16
5	Metode	21
5.1	Minste kvadraters metode	21
5.2	Lineær sannsynlighetsmodell (LPM)	22
5.3	Probit-modell	24
5.4	Metodiske utfordringer	26

6	Resultater	31
6.1	Tilbøyelighet for å disponere elbil.....	31
6.2	LPM-resultater.....	32
6.3	Probit-resultater.....	35
6.4	Resultater med interaksjonsledd.....	36
6.5	Robusthet og utvidelser.....	39
7	Diskusjon	45
7.1	Sammenligning med tidligere funn.....	45
7.2	Sammenligning med andre studier.....	46
7.3	Videre studier.....	47
8	Konklusjon	48
	Referanser	49
A	Appendiks	53
A.1	Norske elbilinsentiver.....	53
A.2	Korrelasjonsmatrise.....	54
A.3	Sannsynlighet for å disponere elbil med utelatte kontrollvariabler.....	55
A.4	SSBs sentralitetsklasser fra 2018.....	57

1 INNLEDNING

Ved utforming av skatter og avgifter, tar norske myndigheter offentlige inntekter, fordeling og korrigerende av markedssvikt med i beregningene (Meld. St. 4 (2015-2016), s. 26). For å adressere markedssvikt i transportsektoren, bør et bærekraftig bilavgiftssystem tilsvare de kostnadene som skapes ved bruk av kjøretøyet (Meld. St. 13 (2020-2021), s. 70). På samme måte bør politikk som fremmer bruk av elbil, hensynta de positive effektene elbilene har i klimaøymed. Denne politikken er en del av myndighetenes ønske om å holde fast på målet fra Norsk Transportplan (NTP) for 2018-2029 om at salg av nye personbiler og lette varebiler kun skal bestå av nullutslippskjøretøy fra 2025. I skyggen av ambisjonen om å nå klimamålet, står derimot kravet om å prioritere fordelingshensynet. I denne oppgaven skal jeg sette søkelys på inntektsfordelingseffektene som følge av norsk elbilpolitikk, og undersøke betydningen av regioner.

1.1 NORSK KLIMA- OG ELBILPOLITIKK

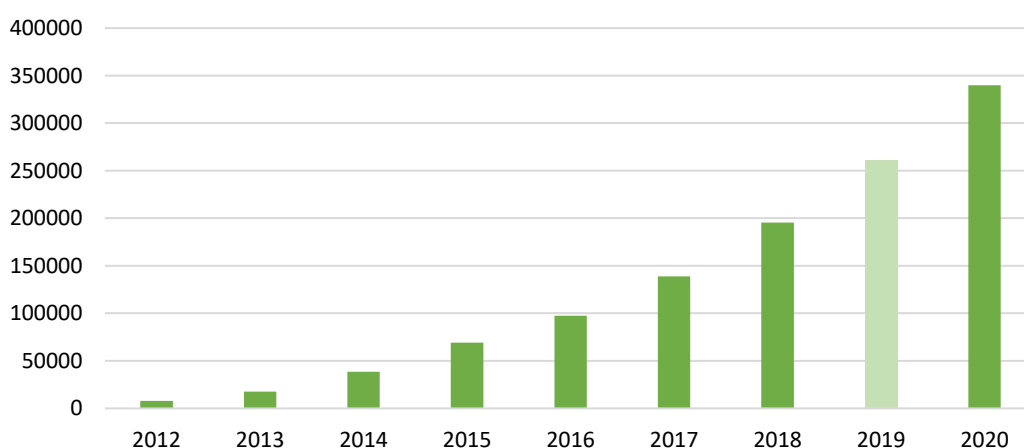
I Regjeringens Klimaplan for 2021-2030 trekkes elbiler frem som et eksempel på nyere teknologi som Norge må ta i bruk for å kutte ned på CO₂-utslipp (Meld. St. 13 (2020-2021), s. 13). Av den grunn har elbileiere blitt møtt med insentiver som å slippe unna merverdiavgift og engangsavgiften på bil. For at Norge skal halvere utslippene fra transportsektoren innen 2030, understreker regjeringen at overgangen til nullutslippskjøretøy er viktig.

På tross av myndighetenes tiltro til elbiler som løsningen på klimakrisen, kan økningen av elbilandelen på veiene kan likevel skape utfordringer. Som et eksempel taper staten store summer som følge av elbilsubsidier (Holtmark, 2012). En videreføring av elbilinsentivene vil ikke kunne forsvares ettersom de tapte inntektene øker med elbilandelen (Fridstrøm, 2019). Full satsning på elbiler kan også argumenteres til å være en omvei til målet om en mer bærekraftig transportsektor (Harvey, 2020). Kanskje er ikke teknologien moden nok til å bære den store andelen av elbiler som forventes på veiene på kort sikt. Og kanskje er ikke energien vi lader elbilene med grønn nok for at elbiler skal kalles klimavennlige? Slike utfordringer stiller seg i kø sammen med elbilpolitikens tilsynelatende svake evne til å treffe norsk befolkning likt på tvers av bosted (Fevang et al. 2020).

1.2 PROBLEMSTILLING

Sivathas og Øverseth (2020) fant ved bruk av data fra RVU 2013/2014 at skjevheter i inntektsfordelingen forsterkes når elbilføreres bosted inkluderes i analysene. Videre viste deres resultater at det var størst variasjon i sannsynligheten for å kjøre elbil mellom inntektsgruppene i de mest sentrale områdene. Samtidig varierte sannsynligheten mest blant sentralitetsgruppene for den høyeste inntektsgruppen. Siden 2014 har vi opplevd en sterk økning av antall elbiler i Norge, slik som vist i figur 1. Statistisk sentralbyrå (SSB) rapporterer at det i 2014 var 38.652 elbiler (SSB, 2021). Sammenligner man med 2019 hvor det ble rapportert 260.692 elbiler i landet, blir det en økning på 222.040 elbiler. En stor del av økningen kan forklares med den økte tilgjengeligheten av elbiler på tvers av inntektsnivå og bosted (Meld. St. 13 (2020-2021)). Elbilandelen har etter 2019 hatt en videre økning.

Med den økte elbilandelen som bakteppe, skal jeg undersøke om Sivathas og Øverseth (2020) sine funn fortsatt gjelder ved å sammenligne mine resultater med deres. Ved bruk av nyere data fra RVU 2019 skal jeg gjennomføre tilsvarende undersøkelser som dem, hvilket betyr at jeg har fulgt samme fremgangsmåte og analyseopplegg som de har benyttet seg av. Jeg har en hypotese om at individers bosted har hatt mindre å si for skjevheten i inntektsfordelingseffektene som følge av elbilpolitikken i 2019, sammenlignet med 2013/14. Senere i oppgaven vil det vises at hypotesen kan forkastes som følge av resultatene fra mine analyser. Fordi resultatene mine er mindre robuste, finnes det likevel en mulighet for ikke å forkaste hypotesen.



Figur 1: Økningen av antall elbiler i Norge for perioden 2012-2020.¹

¹ Tallene er hentet fra SSBs Statistikkbank tabell 07849 og omfatter elbiler registrert som personbil.

2 TEORI

Fordi problemstillingen setter søkelys på fordelingseffektene av norsk elbilpolitikk, er det nyttig å redegjøre for hvilke politiske virkemidler som utgjør elbilpolitikken de norske myndighetene fører for å øke elbilandelen. I dette kapitlet skal jeg derfor redegjøre for økonomisk teori hvor jeg skal definere hva som utgjør en eksternalitet og forklare hvordan subsidier og skatt kan internalisere eksternaliteter i økonomien. i lys av norske myndigheters mål om å øke elbilandelen i landet. Til slutt skal optimal beskatning av varer

2.1 EKSTERNALITETER

Eksternaliteter oppstår når velferden til en økonomisk agent blir direkte påvirket av handlingen til en annen agent i økonomien (Hindriks & Myles, 2013, s. 224). Ordet «direkte» brukes for å utelukke effekter som følge av prisendringer og velferd kan sees på som en agent sin nytte eller profitt. Handlingene som agenter foretar seg, kan ha negativ eller positiv innvirkning på andre aktører og det skilles mellom konsum- og produsenteksternaliteter. Førstnevnte blir til når en agent påvirker andre agents nytte ved konsum av en gode, og sistnevnte når en agent produserer et gode. Både positive og negative eksternaliteter vil kunne skape forstyrrelser i økonomien fordi agentene ikke tar hensyn til andres nytte eller profitt når de tar valg for eget konsum eller produksjon (Hindriks & Myles, 2013, s. 225).

Fraværet av hensyn til omgivelsene begrunnes i at agentene i en frikonkurransøkonomi tilpasser seg slik at deres egen marginalnytte eller -profitt er lik marginalkostnaden. Utfallet blir derfor ikke Paretoeffektivt og et ikke-Paretoeffektivt utfall vil aldri kunne maksimere noen agents nytte. Dette skaper muligheten for at økonomisk politikk kan forbedre utfallet.² Ved tilfeller med negative eksternaliteter vil det ofte bli produsert eller konsumert for mye av eksternalitetsgodet, og det vil være for lite av den positive eksternaliteten. Derfor, hvis myndighetenes syn på bruk av elbil følges, blir elbiler en positiv eksternalitet og det disponeres for lite elbil.

² Paretoeffektivitet er til stede dersom ingen reallokering av ressurser er mulig uten at andre aktører får lavere nytte (Hindriks & Myles, 2013, s. 32).

2.2 ELBILSUBSIDIER

I tolloven (2007, § 10-4) defineres subsidier som en økonomisk fordel finansiert av offentlige myndigheter. Subsidiering av en vare gjør at prisen forbrukerne må betale for varen blir lavere relativt til andre varer (Hindriks & Myles, 2013, s. 239). Flere individer vil derfor ønske å konsumere varen. Slik kan samfunnsøkonomisk nivå på konsum av godet oppnås, og effektivitetstapet vil dermed reduseres. Dette er en måte å internalisere en positiv eksternalitet og korrigere markedsløsningen. I norsk elbilsammenheng kommer subsidier i form av frafall av avgifter og skatter som tilfaller kjøretøy drevet av fossil energi.³ Slike subsidier er til stede for å stimulere norsk befolkning til å velge nullutslippsbiler fremfor fossildrevne biler (Meld. St. 13 (2020-2021), s. 71). Norsk subsidiering av elbiler har fungert slik som ønsket, noe myndighetene klart formidler i nyere Meldinger til Stortinget.⁴ Elbiler er et mer miljøvennlig transportalternativ sammenlignet med fossilbiler (Jochem, Doll & Fichtner, 2016, s. 61). De bedrer støybildet i trafikken og slipper ikke ut CO₂ eller andre luftforurensende gasser ved disponering. Mye tilsier derfor at elbilsubsidieringen mer eller mindre vil vedlikeholdes som ordning for å videre øke i elbilandelen i Norge.

Med disse argumentene, i tillegg til norske myndigheters vilje til å satse på elbiler, kan det virke som at det finnes lite motstand for samfunnets overgang til elbiler. Jochem et al. (2016, s. 74) mener allikevel at elbiler langt fra bør være den eneste faktoren for å løse klimautfordringene skapt av transportsektoren. Videre stiller Holtsmark og Skonhøft (2014) spørsmål om elbilsubsidier faktisk er effektivt som et klimatiltak og peker på at norsk elbilpolitikk kan føre til at flere husholdninger kjøper elbil som en ekstra bil i tillegg til den fossilbilen de eier fra før. Tall fra RVU 2019 viser at over 80 prosent av alle elbileiere også eier en eller flere andre biler. Med andre ord befinner de fleste elbilene seg i husholdninger med to eller flere biler. Dette kan være bevis på at vinningen, som følge av flere nullutslippskjøretøy i norsk bilpark, går opp i spinningen dersom det totale bilforbruket øker sammenlignet med bruk av mer miljøvennlige fremkomstmidler som å gå, sykle eller benytte seg av kollektivtransport.

³ Se tabell A.1 i appendiks for oversikt over elbilinsentiver i Norge.

⁴ Se for eksempel Meld. St. 13 (2020-2021) og Meld. St. 20 (2020-2021).

Flere nyere studier underbygger Holtsmark og Skonhoft (2014) sin skepsis mot elbilsubsidier. Irvine (2017) har studert effektene av elbilsubsidier i USA og Canada og viser til funn som indikerer at subsidiene har null eller negative effekter når det kommer til å redusere utslipp av drivhusgasser. Funnet begrunnes i at elbilpolitikken som fører til økt salg av elbiler, ikke garanterer en forholdsmessig reduksjon av drivhusgasser. Harvey (2020) hevder at elbilsubsidiene må vekk eller nedskaleres fordi nødvendig drivstoffeffektiviserende teknologi per i dag ikke er tilstrekkelig utviklet til å sørge for en bærekraftig overgang til elektrifiserte kjøretøy. Land bør derfor i førsteomgang heller støtte utvikling av slik teknologi. Samtidig bør det etableres grønnere energikilder der hvor det i dag produseres fossil energi.

Sammen med at elbilsubsidiene kan føre til mindre gunstige utslippseffekter, er det hensiktsmessig å undersøke hva det koster for myndighetene å iverksette elbilsubsidier som et politisk virkemiddel. I en kostnad-nytte-analyse fant Thorne og Hughes (2019) at elbilsubsidiene innført i Canada, er lite kostnadseffektive sammenlignet med andre klimatiltak. Holtsmark (2012) kom også frem til lignende konklusjon da han satte kostnadene av de norske elbilsubsidiene opp mot nytten i form av utslippsreduksjoner. I stedet for en svært kostbar subsidiepolitikk, foreslår Holtsmark og Skonhoft (2014, s. 167) at norske myndigheter heller bør kjøpe utslippskvoter uten å benytte seg av dem, fremfor å støtte elbileiere. Dette kan skape press på kvotemarkedet og dermed forårsake et mindre tilbud av kvoter. Kvoteprisen ville da gått opp sammen med en økt villighet til å utvikle elbilteknologien. Samtidig ville Norge fremstått som mer «karbonnøytrale».

Elbilsubsidier kan dermed fremstå som et kostbart politisk virkemiddel for å innføre elbiler hvor dagens bruk kan virke som å by på flere problemer enn løsninger for klimakrisen. Det blir derfor naturlig å se om det finnes alternative politiske virkemidler som kan styre konsumenter vekk fra fossildrevet transport uten at de blir ledet direkte til å kjøpe elbiler. Harvey (2020, s. 12) foreslår regulering av drivstoffbruk fremfor elbilsubsidier, noe som kan tenkes å føre konsumentene over til bruk av *både* elbiler og ytterligere miljøvennlige reisemåter som bruk av kollektivtransport, sykler og gåing. Bomringer er en form for regulering av bilbruk som blir brukt i byområder i Norge (Meld. St. 20 (2020-2021), s. 114). Beskatning og avgifter rettet mot transport som benytter seg av fossilt brennstoff, er en annen form for slik regulering.

2.3 OPTIMAL BESKATNING AV VARER

Utfra ulike perspektiver, kan elbiler anses som kilder til positive og negative eksternaliteter i økonomien. Der hvor det finnes negative eksternaliteter, kan beskatning av godet være et virkemiddel for å oppnå høyere effektivitet i markedet (Hindriks & Myles, 2013, s. 236). Bilskatter og -avgifter tolkes ofte som et virkemiddel for å begrense bruk av fossildrevne fartøy. I Norge er det en form for elbilpolitikk, fordi myndighetene har som mål å stimulere befolkningen til å velge elbil (Fridstrøm, 2019). Det skal i neste kapittel vises at drivstoffavgiften kan være en kilde til skjevare fordeling på tvers av inntekt og bosted. Dette ligner på Sivathas og Øverseth (2020) sine funn om elbilsubsidier. Det er derfor nyttig å se hvordan optimale skatter utformes.

Ved utformingen av politikk, står myndighetene ofte overfor et krav om både effektivitet og fordelingshensyn (Hindriks & Myles, 2013, s. 123). Disse to elementene i politikken havner stadig i konflikt fordi de forutsetter forskjellige fremgangsmåter. Det er derfor utfordrende å finne fram til løsninger som tilbyr et gunstig kompromiss. Hva et slikt kompromiss innebærer, kommer an på hvor myndighetenes politikk plasserer seg mellom full effektivitet og full fordeling. Dersom regjeringspartiene verdsetter effektivitet fremfor fordeling, vil det være naturlig å lene seg mot Sandmo (1982) sin normative beskatningsteori hvor fordelingshensyn er satt til side.

Sandmo (1982, s. 8) ser vekk fra lumpsumskatter som en mulig vareskatt fordi teorien ikke kan oversettes til praksis uten at de blir inntekts- og forbruksskatter.⁵ Derfor utledes optimal varebeskatning heller utfra Ramseybetingelsene,⁶ som viser at beskatningen bør ha minst mulig innvirkning på relative kvanta i stedet for relative priser. I tillegg bør det skilles mellom substitusjons- og inntektseffekter som følge av pris- og skatteendringer. Endring i skattenivå gir ikke effektivitetstap gjennom inntektseffekten, men derimot gjennom substitusjonseffekten. Derfor bør et optimalt skattesystem føre til lavere privat etterspørsel av en vare gjennom inntektseffekter og ikke substitusjonseffekter. Det betyr at goder med lav priselastisitet bør skattlegges, slik som nødvendighetsgoder (Sandmo, 1982, s. 10).

⁵ Med lumpsumskatter kommer antakelsen om ett eller mange identiske individer. Dette er aldri tilfellet i praksis, hvor man ved bruk av lumpsumskatter må gå utfra individenes observerbare skatteevne. Her er inntekt og forbruk eneste fornuftige observerbare faktorer (Sandmo, 1982, s. 8).

⁶ Se Sandmo (1982, s. 8) for nærmere beskrivelse av Ramseybetingelsene.

Forrige avsnitt tok for seg utformingen av et optimalt skattesystem uten forstyrrelser i økonomien. Dersom det finnes forstyrrelser i økonomien, som en negativ eksternalitet, må skattesystemet utformes utfra andre premisser. Skatten får i slike tilfeller oppgaven om å internalisere eksternaliteten og slike skatter kalles for Pigou-skatt (Sandmo, 1975, s. 86). Sandmo (1975) introduserer to løsninger: den «beste løsningen» og den «nest-beste» løsningen. Den beste løsningen utgjør en enkel modell hvor fordelingshensyn blir satt til side, alle individer holdes like og det antas lineær produksjon. I modellen bestemmes det optimale nivået på skatt ut fra den marginale skaden eksternaliteten utgjør i samfunnet (Sandmo, 1975, s. 90). Myndighetenes rolle innebærer her å internalisere eksternaliteten gjennom Pigou-skattelegging av eksternalitetsgodet og fordele skatteinntektene via lumpsumutbetalinger.

I den nest-beste løsningen antas det at offentlig sektor krever en gitt andel av skatteinntektene (Sandmo, 1975, s. 91). Den optimale skattesatsen for goder som genererer eksternaliteter, er et vektet gjennomsnitt av den inverse elastisiteten og den marginale samfunnsskaden som godet påfører (Sandmo, 1975, s. 93).⁷ Offentlig sektor bør sette sine skatteinntekter slik at den marginale samfunnsnyttens av inntekt i offentlig sektor, tilsvarer verdien av det marginale beløpet som tas ut av privat sektor. Jo høyere den marginale substitusjonsraten mellom privat og offentlig inntekt er, desto høyere vil den marginale verdien av privatinntekt være sammenlignet med offentlig inntekt, og desto lavere vil skattekravet være.

Når marginalnyttens av privat inntekt overstiger marginalnyttens av offentlig inntekt, kan myndighetene i tillegg til å skattlegge eksternalitetsgodet, subsidiere goder som tidligere ble skattlagt (Sandmo, 1975, s. 94). Dette er for å få inn tilstrekkelig skatt til å dekke produksjon av offentlige goder. Slik vil myndighetene sanke inn mer enn hva skattekravet tilsier fordi den marginale samfunnsskaden som godet påfører er stor. Det betyr at høy marginal samfunnsskade fører til høyere skattelegging av godet som skaper eksternaliteten. Når marginalnyttens av privat inntekt tilsvarer marginalnyttens av offentlig inntekter, er det hensiktsmessig å kun skattlegge eksternalitetsgodet på et nivå som reflekterer den marginale samfunnsskaden. Her vil Pigou-skatten alene sørge for å tilfredsstillende skattekravet – uten hjelp fra andre skatter eller subsidier.

⁷ Den inverse elastisiteten sier at goder med uelastisk etterspørsel skal skattlegges høyest.

Med fordelingshensyn

Dersom myndighetene skal ta hensyn til fordelingseffekter ved utformingen av vareskatter, vil det i en økonomi uten eksternaliteter være gunstig å observere hvilke varer de ulike inntektsgruppene konsumerer (Sandmo, 1982, s. 11). Den normative beskatningsteorien inkluderer ikke fordelingshensyn, noe som vil kunne føre med seg uheldige konsekvenser for samfunnet dersom nødvendighetsgoder skattlegges. For innbyggere med lav inntekt vil en høy skattelegging av nødvendighetsgoder ha større innvirkning enn hos innbyggere med høy inntekt, rett og slett fordi de bruker en større del av inntekten på slike goder. Det er fordi individer med lav inntekt har høy nettomarginalnytte av inntekten sammenlignet med individer med høy inntekt. Dermed kan det tenkes at myndighetene heller bør vike fra Ramsey-betingelsene og legge lavere skatt på varer som utgjør en stor andel av konsumet hos individer med lav inntekt. Samtidig bør varer som i stor grad konsumeres av individer med høy inntekt, skattlegges hardt. Fordi Ramsey-betingelsene sørger for effektiv skattepolitikk, vil bevegelser vekk fra betingelsene føre til lavere effektivitet.

For å utforme et skattesystem som tar hensyn til fordelingseffekter i en økonomi med eksternaliteter, bør det kartlegges hvilke inntektsgrupper som konsumerer størsteparten av eksternalitetsgodet samt hvilke inntektsgrupper som får lavere nytte som følge av eksternaliteten (Sandmo, 1975, s. 96). Viser det seg at konsumet til individer med høy inntekt er kilden til eksternaliteten samtidig som individer med lav inntekt i høyest grad merker de negative virkningene av konsumet, bør det konsumerte godet skattlegges i høy grad. En annen tilnærming vil være hensiktsmessig dersom individene med lav inntekt står for mesteparten av konsumet av eksternalitetsgodet. Det vil i en slik situasjon være en utfordring å finne en løsning som tar hensyn til både den negative eksternaliteten og fordelingseffekter samtidig.

Dersom bilavgifter brukes som eksempel, vil individer som konsumerer bil og individer som opplever de negative eksternalitetene knyttet til bilbruk, ofte bestå av individer fra alle inntektsgrupper. Dette fører til en utfordring dersom det skal settes en avgift som både internaliserer forurensingen og tar hensyn til bileierne med lav inntekt. I neste delkapittel skal jeg ta for meg studier som ser nærmere på norske bilavgifter og inntektsfordeling.

3 ANDRE STUDIER

Sett bort fra Sivathas og Øverseth (2020) sine analyser, er det svært få norske studier som tar for seg elbilpolitikkenes fordelings effekter på tvers av inntektsnivå og bosted. Derfor er det nyttig å se på studier som kan si noe om fordelings effektene av lignende politikk. I dette kapitlet skal jeg derfor presentere forskning som undersøker fordelings effekter som følge av bilskatter- og avgifter, regionale inntektsforskjeller og regionale forskjeller mellom elbilinsentiver. I kapittel 7.2 har jeg sammenlignet studiene med mine funn.

3.1 FORDELINGSEFFEKTER

I forrige delkapittel ble utforming av optimal skatt beskrevet både med og uten fordelings hensyn. Fordeling kan dreie seg om å ta hensyn til vanskeligstilte individer eller områder eller å fordele noe likt mellom individer eller områder (Halse, 2019, s. 2). I første tilfelle snakkes det ofte om omfordeling. Det er viktig å avdekke fordelings effektene slik at myndighetene kan ta hensyn til gruppene som blir negativt truffet av de politiske virkemidlene (International Transport Forum [ITF], 2018, s. 25).

I en studie om fordelings effekter tilknyttet bilavgifter og -skatter, evaluerer Steinsland, Fridstrøm, Madslie og Minken (2018) tre politiske virkemidler ut fra hvor effektivt de reduserer CO₂-utslipp, hvor økonomisk effektive de er og hvorvidt de fører med seg fordelings effekter eller ikke. De tre politiske virkemidlene er presentert som 1) øke drivstoffavgiften, 2) øke bompengene og fergeprisene og 3) avskaffe reisefradraget (Steinsland et al., 2018, s. 240). Virkemidlene gir sammenlignbare reduksjoner i CO₂-utslipp, men har forskjellige utslag på økonomisk effektivitet og fordeling. De to mest effektive virkemidlene er å avskaffe reisefradraget og økning i drivstoffavgiften. Det betyr at det minst effektive politiske virkemidlet er å øke bompengene og fergeprisene. Ved å heller ta hensyn til fordeling fremfor økonomisk effektivitet, plasserer de tre virkemidlene seg i omvendt rekkefølge. Avskaffelse av reisefradraget treffer lavinntektsinnbyggere i distriktet hardt sammenlignet med høyinntektsinnbyggere i byene som vil merke lite til det. Lignende tendenser kan observeres ved en økning i drivstoffavgiften hvor også individer med lav inntekt rammes hardest. En økning i bompengene og fergeprisene vil derimot treffe ulike deler av befolkningen, og her vil bosted ha mye å si for hvem som rammes.

I en tilnærmet lik studie, observerte Steinsland, Østli og Fridstrøm (2016) også hvilke fordelings effekter de tre samme politiske virkemidlene hadde på ulike regioner i Norge. En økning i bompenger og fergepriser ser ut til å ramme Vestfold hardest.⁸ De nordligste regionene i landet rammes minst. Ser man derimot på effektene av å fjerne reisefradraget, rammes de nordligste områdene, som Finnmark, hardest. Å øke drivstoffavgiften vil gå minst utover befolkningen i Oslo og det er folk i distriktene som vil merke det mest. Det være seg innbyggere i Sogn og Fjordane, Telemark, Hedmark og Oppland.

3.2 AGGLOMERASJON I NORSKE BYER

For å forstå hvorfor politiske virkemidler kan treffe befolkningen ulikt ut fra om de er bosatt i byer eller i distriktene, er det hensiktsmessig å kartlegge hva som kjennetegner inntektsnivåene til innbyggere i byer og i distriktet. Carlsen, Rattsø og Stokke (2016) kan vise til at norsk befolkning som har bosatt seg i byer,⁹ opplever en lønnsgevinst av å bo i byer. Lønnsgevinsten øker ytterligere for universitetsutdannede bosatt i byene. Universitetsutdannede bosatt i distriktene går glipp av denne lønnsgevinsten. Allikevel er lønnsgevinsten lav i norske byer sammenlignet med byer utenfor landegrensene. Carlsen et al. (2016) forklarer lønnsgevinsten i norske byer som tilfeller av agglomerasjonseffekt. Agglomerasjon kan forklares som effekten av det å samle tilbydere og etterspørere av varer og tjenester i samme geografiske klynge. Dette gir stor økonomisk aktivitet på ett område og gir fordeler for bedrifter og konsumenter, som igjen kan knyttes til økt effektivisering og dermed økte inntekter. Byene vokser videre, noe som gir enda større økonomisk gevinst for bedrifter og innbyggere. For distriktene vil lignende effekter utebli, og man ser at inntektene derfor er høyere blant beboere i de sentrale områdene sammenlignet med andre innbyggere i Norge.

Ved innføring av elbilpolitikk, vil det på grunn av regionale inntektsforskjeller være naturlig å anta at politikken treffer forskjellig i byene og distriktene på samme måte som Steinsland et al. (2016) viste at økning i drivstoffavgiften gjorde.

⁸ Tidligere fylkeskommuner var fortsatt i bruk i 2016, før kommune- og fylkessammenslåingen i 2020.

⁹ Carlsen, Rattsø og Stokke (2016) har definert byer som regioner med over 150.000 innbyggere.

3.3 REGIONALE FORSKJELLER I ELBILINSENTIVENE

Fevang et al. (2020) bruker et detaljert datamateriale fra 2011-2017 med informasjon om bileiere og norske husholdninger, for å få et innblikk i hvem de norske elbileierne er og hvorfor de valgte elbil foran andre type biler. Fordi de brukte data fra administrative registre, baserer dataene seg på faktiske tall og ikke intervjuer. Det blir i studien vist at det bor flere elbileiere i byene enn i distriktene. I tillegg vises det at elbileiere har høyere inntekt og større formue sammenlignet med eiere av andre type biler. Den typiske husholdningen med elbil, består av et par på 25-44 år, bosatt i området rundt en storby. Paret har høyere utdanning, barn og møter på bomringer og kollektivfelt på reiseveien til arbeidsplassen.

Opplysningene om høyere inntekt og bosetting i urbane strøk, går hånd i hånd med Carlsen et al. (2016) sine studier om agglomerasjonseffekter. Samtidig fant Fevang et al. (2020) at sammenhengen mellom høy inntekt og kjøp av ny elbil ser ut til å bli mindre tydelig med tiden, og at elbileiere blir mer like andre bileiere. Det kan være fordi det har kommet et større utvalg elbiler i flere prisklasser på det norske markedet slik at flere husstander har fått råd til å kjøpe elbil fremfor en fossilbil.

Tilstedeværelse av bomringer og kollektivfelt har betydelig effekt på om husholdningene eier elbil (Fevang et al., 2020, s. 20), hvilket er verdt å legge merke til når det snakkes om regionale forskjeller i elbilinsentivene. Figenbaum og Kolbenstvedt (2016) studerte regionale forskjeller i elbilinsentiver, hvor de regnet ut en gjennomsnittlig verdi på elbilinsentiver i norske fylker målt hver uke. Her kom det frem at innbyggere i Oslo og fylkene rundt opplevde en tydelig høyere gevinst av elbilinsentivene enn mindre sentrale fylker som de nordligste fylkene, Troms og Finnmark, sammen med Sogn og Fjordane og Telemark.¹⁰ Lavere bompengpris eller fritak fra bompenger sammen med tilgang på kollektivfelt, ble oppgitt som grunner for den høye gevinsten. Fordi konsentrasjonen av bomringer og kollektivfelt er størst i og rundt byene, er det naturlig at lavere bompengpris og tilgang på kollektivfelt gir store elbilinsentiver for innbyggere i sentrale strøk sammenlignet med innbyggere i mindre urbane områder.

¹⁰ Fordi studien ble gjort før kommune- og fylkessammenslåingen i 2020, operer Figenbaum og Kolbenstvedt (2016) med de forrige fylkesinndelingene.

4 EMPIRISK RAMMEVERK

For å besvare problemstillingen i oppgaven har jeg brukt datamateriale fra RVU 2019. I tillegg har jeg benyttet meg av SSB sine sentralitetsklasser, slik Sivathas og Øverseth (2020) gjorde, for å gruppere kommunene etter hvor sentrale de er. Først skal jeg ta for meg informasjon om RVU 2019 og hvordan jeg har valgt å bruke datamaterialet. Deretter sentralitetsindeksen til SSB presenteres, hvor det beskrives hvordan indeksen har blitt utarbeidet.

4.1 REISEVANEUNDERSØKELSEN

Datamaterialet jeg har brukt er hentet fra RVU med tall fra 2019. Innhenting av materialet er gjort av Epinion og er bestilt og levert av Statens vegvesen (SVV) (Grue, Landa-Mata & Flotve, 2021, s. 8). RVU er en landsomfattende undersøkelse som tar for seg reisevanene til den norske befolkningen. Ved å få svar på hvorfor, hvordan og hvor langt folk reiser, kan man sammen med nyttig informasjon om respondentene, sitte igjen med et grunnlag for å kartlegge norsk befolknings reisevaner. I tillegg blir det mulig å avdekke forskjeller ved folks reisevaner og si noe om hvilke faktorer som kan ligge bak forskjellene.

Hovedmaterialet er gitt ved «daglige reiser» hvor intervjuobjektene har delt informasjon om reisene de gjennomførte en gitt dato. I RVU defineres en reise som et individs bevegelse fra et sted til et annet utenfor huset, skolen, jobben eller fritidsboligen (Grue et al, 2021, s. 2). Hvilket transportmiddel som brukes, bakgrunnen for reisen, hvor lenge reisen varer og reiselengden, har ikke noe å si for hvorvidt reisen kan oppføres i undersøkelsen eller ikke. Dersom et individ skal benytte seg av bilen hjem fra jobb, men må kjøre innom en dagligvarebutikk på veien, regnes kjøreturen fra jobb til butikk som én reise. De lengre reisene som inngår i materialet utgjør få observasjoner, noe som virker naturlig fordi flest individer tilsynelatende gjennomfører korte reiser i hverdagens som det er flest av, og lengre reiser i helgene.

Populasjonen består av individer bosatt i Norge i alderen 13 år og eldre (Grue et al., 2021, s. 4). Derfra har respondenter blitt valgt tilfeldig utfra det sentrale folkeregisteret. Til forskjell fra tidligere RVU-er hvor datagrunnlaget har blitt samlet inn via telefonintervju, fikk intervjuobjektene nå i starten tilgang til et web-skjema. Individene som lot være å svare gjennom web-skjemaet, ble fulgt opp via telefonintervju.

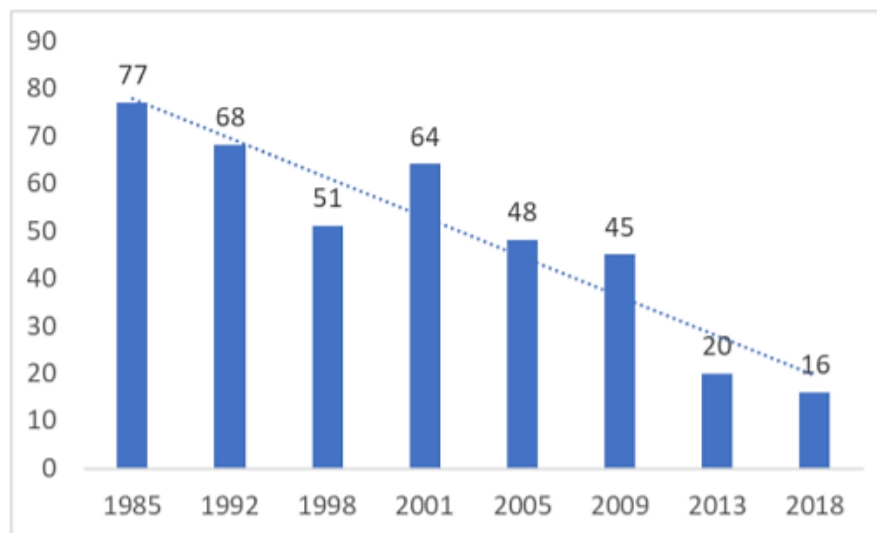
Mangler ved RVU 2018/19

Ved utarbeidelsen av nøkkelrapporten for RVU 2018/19, ble data fra *både* 2018 og 2019 samlet og vektet slik at det skulle utgjøre et datamateriale for ett år (Grue et al, 2021, s. 8). Det ble gjort for å fremskaffe representative nøkkeltall for den norske befolknings reisemønster en gjennomsnittlig dag. For begge årene er det lagt til tilleggsutvalg for de ni største byområdene samt flere byområder av mindre størrelse. Disse er viktige for at datasettet skal gjenspeile korrekt geografisk informasjon. Ifølge Grue et al. (2021, s. 12) er det tre viktige hovedpoenger ved å benytte et samlet og vektet datasett for 2018/19: 1) det nasjonale utvalget blir større og styrkes for områdene som ekskluderes fra tilleggsutvalgene, 2) det samlede datasettet gir flere fullstendige årganger med tilleggsutvalg og 3) ved å benytte data fra 2019, blir det rettet opp i skjevheter funnet i 2018 knyttet til geografiske inndelinger og informasjon om sesong.

Datasettet som jeg har mottatt fra Statens vegvesen baserer seg kun på tall fra RVU 2019. På bakgrunn av fordelene ved å samle data fra 2018 og 2019 til ett datasett, er det naturlig å stille spørsmål ved datamaterialets representativitet for hele populasjonen. Sammenlignet med RVU 2018/19, vil det være naturlig å anta at RVU 2019 har svakere representasjon av områdene ekskludert fra tilleggsutvalgene samtidig som at tilleggsutvalgene kan være ufullstendige. Med «ufullstendige» menes det at datasettet ikke inneholder fullstendige helårsutvalg. Allikevel virker det som at dataene fra 2019 inneholder mindre skjevheter enn de fra 2018. Jeg har derfor valgt å bygge analysene ut fra datasettet jeg har mottatt, samtidig som at jeg har tatt høyde for svakhetene knyttet til at jeg ikke har hatt tilgang på det samlede datasettet fra RVU 2018/19.

En del av denne oppgaven omhandler å sammenligne mine resultater med de Sivathas og Øverseth (2020) fikk. De benyttet seg av et samlet datasett for RVU 2013/14. Deres datasett ble innhentet i regi av Transportøkonomisk Institutt, slik at utformingen av selve undersøkelsen og utvalgene kan ha sett annerledes ut enn i RVU 2018/19 og RVU 2019. Derfor kan det være problematisk å sammenligne resultater mellom RVU-ene. Allikevel har jeg funnet resultater som jeg ut fra teorien kan anta at gjenspeiler tendensene til hva sannsynligheten for å disponere elbil har vært i 2019.

I RVU har det de siste tjue årene vært et stort økende frafall i respondenter. Slik som figur 2 viser, har denne trenden fortsatt i samme retning. Godt over halvparten av frafallet kan forklares med at det har vært utfordrende å oppnå kontakt med respondentene på grunn av tekniske problemer (Urbanet, 2021a, s. 5). Den resterende delen består av individer som ikke ønsker å være en del av undersøkelsen. Lav svarprosent behøver ikke å bli et problem så lenge frafallet er tilfeldig (Skog, 2017, s. 100). Dersom frafallet viser seg å ikke være tilfeldig, eksisterer det tilfeller av utvalgsskjevhet. Dette forklares nærmere i kapittel 5.4 hvor jeg også nevner mulige utvalgsskjevheter i datamaterialet fra RVU 2019.



Figur 2: Nedgang i respons i RVU fra 1985-2018. Hentet fra Grue et al. (2021, s. 11).¹¹

Slik som Sivathas og Øverseth (2020) også påpeker, kan det å benytte seg av data som andre aktører har innhentet, være en svakhet i seg selv. Det er fordi datamateriale ofte er innhentet med tanke på et gitt formål som ikke nødvendigvis stemmer overens med formålet til alle som benytter seg av det. Et eksempel på en slik svakhet, kan være at RVU 2019 mangler informasjon om flere elbilinsentiver. Parkeringsavgift på arbeidsplassen er en variabel som jeg inkluderer i hovedanalysene,¹² men det ville vært interessant å se hvilke effekter informasjon om blant annet passeringer av bomstasjoner og -ringer eller tilgang på kollektivfelt kunne gitt.

¹¹ Den loddrette aksens viser svarprosent.

¹² Parkeringsvariabelen flere manglende observasjoner. Se kapittel 5.5 for analyser som utelater denne variabelen.

Sivathas og Øverseth (2020) forsøkte å adressere mangelen på slik informasjon ved å lage en variabel som inneholdt informasjon om antallet bomstasjoner i hver kommune i 2014 med tall fra SSB. Fordi det ikke var mulig å observere om respondentene i RVU 2013/14 hadde passert bomstasjonene i løpet av reisene de oppga, valgte Sivathas og Øverseth (2020) å utelate denne variabelen videre i sine analyser.¹³ Av samme grunn velger jeg å se bort fra det å lage en ny variabel for bomstasjoner.

4.2 MÅL PÅ SENTRALITET

For å kunne se nærmere på om bosted forsterker inntektsskjevheten som følge av elbilpolitikk, trengte jeg en måte å skille mer sentrale områder fra mindre sentrale områder. Som Sivathas og Øverseth (2020) brukte jeg SSBs sentralitetsindeks fra 2018 for å gruppere kommunene etter grad av sentralitet. Indeksen baserer seg på tilgangen til arbeidsplasser og servicefunksjoner, hvor tilgangen måles i reisetid (SSB, 2020, s. 6). Ved utarbeiding av indeksen, rangeres norske kommuner med verdier fra 0 til 1000 hvor 1000 impliserer høyest sentralitet. Kommunene grupperes deretter i 6 ulike sentralitetsklasser hvor de mest sentrale kommunene utgjør gruppe 1 (SSB, 2020, s. 7).¹⁴ Det er flest antall kommuner i de minst sentrale klassene, og færrest kommuner i sentralitetsklasse 1.

Ved bruk av sentralitetsindeksen sammen med tallene fra RVU 2019, er det tydelig at det er flere respondenter som kommer fra de mest sentrale kommunene enn fra de mindre sentrale kommunene. Det virker å gjenspeile de varierende folketallene mellom sentrale og mindre sentrale områder. Av samme grunn er det også registrert færre elbiler i mindre sentrale strøk. Det gir mening fordi det tar lang tid å få på plass nødvendig ladeinfrastruktur i distriktene, slik at det ennå ikke har vært gunstig å skaffe seg elbil i noen av de mindre sentrale kommunene. Som Sivathas og Øverseth (2020) gjorde, deler jeg også de seks sentralitetsklassene inn i tre sentralitetsgrupper. Utformingen av sentralitetsgruppene blir nærmere forklart i kapittel 4.3.

¹³ Bomvariablene inneholdt dermed den samme informasjonen som kommune hvor det fantes bomstasjon. Dette gjorde at bomvariablene bestod av flere effekter utenom effekten av bomstasjon.

¹⁴ I A.4 i appendiks finnes en oversikt over kommunene og de tilhørende sentralitetsklassene.

4.3 REGRESJONSMODELL

I dette delkapitlet skal jeg først beskrive regresjonsmodellen i sin helhet før jeg går nærmere inn på variablene i modellen. Regresjonsmodellen vil se tilnærmet lik ut som den Sivathas og Øverseth (2020) presenterte i sin oppgave. Det er fordi jeg har ønsket å utføre analysene tett opp mot deres arbeid for å best mulig sammenligne resultatene jeg har fått med deres. Det betyr at også variablene i modellen er utformet tilnærmet likt som deres variabler. Datasettet jeg bruker er derimot forskjellig med deres. Derfor har jeg gjort noen endringer som blir begrunnet underveis.

Regresjonsmodellen er som følgende:

$$\text{Disponerte elbil}_i = \beta_0 + X_{1i}\beta_1 + X_{2i}\beta_2 + (X_{1i} \times X_{2i})\beta_3 + X_{3i}\beta_4 + u_i$$

X_1 : Vektor med binære variabler for de tre inntektsgruppene.

X_2 : Vektor med binære variabler for de tre sentralitetsgruppene.

X_3 : Vektor med binære variabler for kontrollvariablene.

β_1 : Vektor med inntektsgruppekoeffisientene.

β_2 : Vektor med sentralitetsgruppekoeffisientene.

β_3 : Vektor med interaksjonsleddkoeffisientene.

β_4 : Vektor med kontrollvariabelkoeffisientene.

Den endogene variabelen

I regresjonsmodellen er den endogene variabelen binær. I Sivathas og Øverseth (2020) sin regresjonsmodell brukte de *Kjørte elbil*_{*i*} som sin endogene variabel. Den tok verdien 1 dersom respondenten kjørte elbil i løpet av en gitt periode, og verdien 0 dersom respondenten benyttet seg av et annet fremkomstmiddel som fossilbil, sykkel eller kollektivtransport. I datasettet fra RVU 2019 er elbil-variabelen forklart ved at respondenten *disponerte* elbil eller ikke. Å disponere elbil kan både tolkes som å kjøre elbilen selv eller benytte seg av den som passasjer. Variabelen forklares videre med at respondenten eier elbil eller ikke. Dermed kan det antas at den som disponerer elbilen, også kjører elbilen. Allikevel har jeg valgt å kalle den endogene variabelen for *Disponerte elbil*_{*i*}.

Forklaringsvariablene

For å undersøke hvilke faktorer som kan ha påvirket hvorvidt respondentene har disponert elbil, har jeg utformet flere forklaringsvariabler. Likt som Sivathas og Øverseth (2020), valgte jeg å omgjøre ordinale variabler til rene binære variabler for å observere isolerte innvirkninger variablene har på sannsynligheten for å disponere elbil.

Inntektsvariabelen X_1 : I datamaterialet var det to inntektsvariabler: individuell inntekt og husholdningsinntekt. Fordi bil gjerne er et transportmiddel som benyttes av en hel husholdning, ble det naturlig å ta utgangspunkt i husholdningsinntekter. For å oppgi informasjon om husholdningens inntekt, hadde respondentene mulighet til å plassere seg innenfor åtte ulike inntektsnivå: «Under 200.000 NOK», «200.000-399.999 NOK», «400.000-599.999 NOK», «600.000-799.999 NOK» og «800.000-999.999 NOK», «1.000.000-1.599.999 NOK», «1.600.000-1.999.999 NOK» og «2.000.000 NOK og over». Respondentene hadde også mulighet til å velge å ikke oppgi inntekt eller svare «vet ikke». De to sistnevnte alternativene gir ingen informasjon om inntekt og jeg valgte derfor å utelate disse i videre arbeid med variabelen. For å forenkle utførelsen av regresjonsanalysene, har jeg valgt å inndele de åtte inntektsalternativene i tre grupper. Jeg har benyttet meg av medianinntekten for 2019, som var 686.000 NOK.¹⁵ Deretter har jeg delt inn i følgende grupper:¹⁶

Inntektsgruppe 1: 1.000.000 NOK og over

Inntektsgruppe 2: Mellom 600.000-999.999 NOK

Inntektsgruppe 3: Under 600.000 NOK

Observasjonene fordelte seg som følger over inntektsgruppene, hvor inntektsgruppe 1 er sterkere representert enn det Sivathas og Øverseth (2020, s. 18) viste til:

Tabell 1: Inntektsgrupper.

Inntektsgruppe	Antall observasjoner	Andel av observasjonene
1	15.256	41 %
2	10.686	29 %
3	11.255	30 %
Totalt	37.197	100 %

¹⁵ Tall hentet fra SSBs Statistikkbank tabell 06944 og omfatter medianhusholdningsinntekten for 2019.

¹⁶ Gruppene utgjør binære variabler, hvor Inntektsgruppe 1 er referansegruppen.

Sentralitetsvariabelen X_2 : Ved utforming av denne variabelen benyttet jeg meg av SSBs sentralitetsklasser, slik som forklart tidligere. Sentralitetsklassene er rangert fra 1-6 hvor 1 har høyest sentralitet og 6 har lavest. Klasse 1 og 2 inneholder få kommuner, men også et høyt antall reiser som følge av mange innbyggere. De minst sentrale klassene, klasse 5 og 6, kan knyttes til et lite antall reiser, men et høyt antall kommuner. I et forsøk på å fordele antall reiser jevnt over de tre gruppene, valgte jeg følgende inndeling av gruppene:¹⁷

Sentralitetsgruppe 1: Inkluderer SSBs sentralitetsklasse 1 og 2

Sentralitetsgruppe 2: Inkluderer SSBs sentralitetsklasse 3

Sentralitetsgruppe 3: Inkluderer SSBs sentralitetsklasse 4, 5 og 6

Observasjonsfordelingen ble som følgende, hvilket samsvarer godt med tilsvarende tall Sivathas og Øverseth (2020, s. 19) viste:

Tabell 2: Sentralitetsgrupper.

Sentralitetsgruppe	Antall observasjoner	Andel av observasjonene
1	27.375	56 %
2	18.325	37 %
3	3.377	7 %
Totalt	49.077	100 %

Interaksjonsvariabel med inntekt og sentralitet $X_1 \times X_2$: I regresjonsmodellen, har jeg tatt med et interaksjonsledd. Her er hver av de tre inntektsgruppene multiplisert med de tre sentralitetsgruppene. Slik fikk jeg nyttig informasjon om betydningen av sammenhengen mellom sentralitets- og inntektsvariabelen. Observasjonene fordelte seg som vist i tabell 3, noe som ligner på fordelingen Sivathas og Øverseth (2020) fikk:

Tabell 3: Interaksjonsvariabel med inntekt og sentralitet.

	Sentr.gruppe 1	Sentr.gruppe 2	Sentr.gruppe 3	Totalt antall obs.
Inntektsgruppe 1	8.953	5.466	837	15.256
Inntektsgruppe 2	5.665	4.166	855	10.686
Inntektsgruppe 3	6.205	4.272	778	11.255
Totalt antall obs.	20.823	13.904	2.470	37.197

¹⁷ Gruppene utgjør binære variabler, hvor Sentralitetsgruppe 1 er referansegruppen.

Kontrollvariabler

I regresjonsmodellen har jeg inkludert flere kontrollvariabler som kan påvirke respondentenes reisemåte, hvor sentralt de bor eller deres husholdningsinntekter. For å sammenligne resultatene fra regresjonsanalysene jeg gjør med de Sivathas og Øverseth (2020) gjorde, har jeg valgt å innlemme flere av de samme kontrollvariablene som de benyttet seg av i sin regresjonsmodell. De fleste kontrollvariablene blir derfor også her brukt som binære variabler.

Variabel for utdanningsnivå: Denne variabelen inneholder informasjon om respondentenes høyeste fullførte utdanningsnivå hvor nivåene bestod av «Grunnskole (inkl. ungdomsskole/framhaldsskole/realskole)», «Videregående (inkl. gymnas/yrkesskole/handelsskole/påbygging)», «Høyskole/universitet – lavere grad (til og med 4 år)», «Høyskole/universitet – høyere grad (5 eller flere år)» og «Forskerutdanning (7 eller flere år)». Utdanningsnivåene vil hver for seg utgjøre en binær variabel i regresjonsanalysene. På grunn av få observasjoner fra det høyeste utdanningsnivået, har jeg lagt disse observasjonene inn i «Høyskole/Universitet (5 eller flere år)». Dette nivået utgjør referansegruppen i regresjonsanalysene.

Variabel for tilgang til kollektivtransport: Tilgangen respondentene har svart at de har til kollektivtransport, er en egen variabel i RVU. Her kunne de velge følgende svaralternativer om tilgangen: «Svært dårlig tilgang», «Dårlig tilgang», «Middels god tilgang», «God tilgang» og «Svært god tilgang». Av respondentene som har gitt tilgangen til kollektivtransport den høyeste rangeringen, er det fleste fra de mest sentrale områdene i landet.

Kollektivtilbudet er rangert etter hvor mange avganger det er i timen på hverdager sammen med avstanden til holdeplassen som respondenten benytter seg av oftest. Tabell 4 viser en oversikt på hvordan tilgangen er blitt rangert i datamaterialet.

Tabell 4: Rangering av tilgang på kollektivt. Hentet fra Grue et al. (2021, s. 18).

Frekvens	Avstand til holdeplass		
	Under 1 km	1-1,5 km	Over 1,5 km
Minst 4 ganger per time	Svært god	God	Svært dårlig
2-3 avganger per time	God	Middels	Svært dårlig
1 avgang per time	Middels god	Dårlig	Svært dårlig
Avgang hver 1,5 time eller sjeldnere	Dårlig	Svært dårlig	Svært dårlig

De fem svargruppene utgjør i mine regresjoner binære variabler hvor jeg har benyttet svargruppe 1, «Svært dårlig tilgang», som referansegruppe. Antall observasjoner i de forskjellige svargruppene vises i tabell 5.

Tabell 5: Tilgangen til kollektivtransport.

Tilgang	Antall observasjoner	Andel av observasjonene
Svært god	12.274	32 %
God	11.442	30 %
Middels god	5.264	14 %
Dårlig	2.649	7 %
Svært dårlig	6.837	17 %
Totalt	38.466	100 %

Det er viktig å merke seg at individer som benytter seg av kollektivtransport er overrepresentert og bilførere er underrepresentert blant de som har svart på spørsmålet om tilgang til kollektivtransport (Grue et al., 2021, s. 17). Med andre ord er intervjugrunnlaget svakt og konsekvenser av tilfeller med svakt intervjugrunnlag diskuteres nærmere i kapittel 5.4.

Andre kontrollvariabler: Videre er flere andre kontrollvariabler innlemmet i regresjonsanalysen. Det være seg en binær variabel som tar verdi 1 dersom husholdningen har maks en bil og 0 dersom det ikke er tilfellet. I datamaterialet jeg har fått tildelt, har de fleste som disponerer elbil to biler i husholdningen. I tillegg har jeg inkludert en variabel for måneder hvor januar er referansegruppe. Det er fordi sannsynligheten for å disponere elbil kan endre seg ut fra føre og sesong. Det er naturlig å se for seg at flere kan være skeptiske til å disponere elbilen dersom kulden ute påvirker batterikapasiteten til elbilen. På sommerhalvåret kan det hende at det er større sjanse for at individer erstatter bilen, uavhengig av drivstofftype, med forskjellige former for sykler. Flere kan også velge å gå fra a til b dersom det er fint vær.

Flere av kontrollvariablene jeg har inkludert i regresjonsanalysene, er binære variabler. Det være seg respondenter med reisekort for bruk av kollektivtransport, respondenter som betaler parkeringsavgift på arbeidsplassen og kvinnelige respondenter. Til slutt har jeg også med kontinuerlige variabler med informasjon om individets alder og reiselengde målt i kilometer. Sistnevnte måler avstand til jobb.

5 METODE

I dette kapitlet skal jeg gjennomgå metoden for hvordan jeg har besvart min problemstilling. Som tidligere nevnt ønsket jeg å utføre analysene mine så tett opp mot Sivathas og Øverseth (2020) sine som mulig, noe som indikerer at jeg har benyttet meg av tilsvarende fremgangsmåte. De benyttet seg først av minste kvadraters metode (MKM) i en lineær sannsynlighetsmodell (LPM) og utførte regresjoner med og uten kontrollvariabler som forklart i forrige kapittel. Deretter gjennomførte de tilsvarende regresjoner med en ikke-lineær probit-modell og sammenlignet denne med LPM. Slik kunne de sammenligne resultatene fra regresjonene og utfra dette få et inntrykk av om skjevhetene i inntektsfordelingen forsterkes eller svekkes dersom bosted inkluderes.

Før analyseresultatene presenteres i kapittel 6, er det hensiktsmessig å redegjøre for LPM og probit-modellen, sammen med begrunnelser for bruk av modellene.

Avslutningsvis belyses mulige metodiske utfordringer som sammen med de nevnte problemene ved datasettet kapittel fra 4.1, har hatt stor betydning for tolkningen av regresjonsresultatene.

5.1 MINSTE KVADRATERS METODE

MKM er en metode som kan benyttes til å estimere parametere i en multiplert lineær regresjonsmodell. MKM-estimatene hentes ved å minimere summen av de kvadrerte residualene (Wooldridge, 2018, s. 764). Residualer er differansen mellom den faktiske verdien og den verdien som kan forventes. Det finnes dermed en residual for hver observasjon i utvalget for å skape en MKM-regresjonslinje. Dersom de fem Gauss-Markov-betingelsene er oppfylt, kan det sies at MKM-estimatorene er BLUE (Wooldridge, 2018, s. 92).¹⁸ Når estimatorene er BLUE, betyr det at den forventede verdien, eller gjennomsnittet av utvalgets fordeling, er lik populasjonsverdien. Slike estimatorer er derfor en forutsetning for å oppnå plausible resultater som kan brukes til å belyse sammenhenger og effekter av ulike fenomener i samfunnet.

¹⁸ BLUE står for best linear unbiased estimators

Betingelser MKM

1. Modellen må være lineær i parameterne
 2. Utvalget må være tilfeldig trukket fra populasjonen
 3. Forklaringsvariablene kan ikke være lineære seg imellom
 4. Ingen korrelasjon mellom støyleddet og forklaringsvariablene: $E(u|x_1, \dots, x_k) = 0$
 5. Støyleddet må ha konstant varians (homoskedastisitet): $Var(u|x_1, \dots, x_k) = \sigma^2$
 6. Støyleddet må være normalfordelt: $u \sim N(0, \sigma^2)$
-

5.2 LINEÆR SANNSYNLIGHETSMODELL (LPM)

Sammenhengen som jeg har ønsket å forklare har to mulige utfall. Enten disponerte respondenten elbil, eller så disponerte respondenten ikke elbil. Derfor har jeg hatt behov for en modell som tar hensyn til en binær avhengig variabel. LPM kan være et godt alternativ fordi den er laget for å ta høyde for en binær endogen variabel og sannsynligheten for respons hos de eksogene variablene er lineær i parameterne (Wooldridge, 2018, s. 762). Dersom respondenten disponerte elbil, tar variabelen verdi 1 og dersom respondenten ikke disponerte elbil tar variabelen verdien 0. Dersom det antas at MKM-betingelse 1-4 holder, vil koeffisientene som estimeres være forventningsrette:

$$E(y|\mathbf{x}) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + u \quad (1)$$

Når den endogene variabelen er en binær variabel, vil det alltid være slik at:

$$P(y = 1|\mathbf{x}) = E(y|\mathbf{x}) \quad (2)$$

Det betyr at sannsynligheten for at respondenten har disponert elbil, $y = 1$, er lik den forventede verdien av y . Sannsynligheten for at respondenten disponerer elbil er dermed en lineær funksjon av forklaringsvariabelen, x_j . Fordi den endogene variabelen *Disponerte elbil* kun kan ta to verdier, 1 og 0, må man være nøye med hvordan verdiene på de estimerte koeffisientene tolkes (Wooldridge, 2018, s. 224). De estimerte koeffisientene kan tolkes som et mål på forventet endring i sannsynligheten for at respondenten disponerer elbil når x_1 øker med én enhet.

Utfordringer med LPM

På tross av at LPM gir estimater som er lette å tolke, finnes det utfordringer som er viktig å redegjøre for. Et problem kan være at enkelte kombinasjoner av verdier på forklaringsvariablene vil kunne gi forventede verdier utenfor intervallet 0 og 1 (Wooldridge, 2018, s. 226). Disse verdiene er vanskelige å forholde seg til. En annen utfordring er at sannsynlighetsverdier ikke kan være lineært avhengig av forklaringsvariablene for alle mulige verdier. LPM er likevel en nyttig modell, særlig hvis verdiene til forklaringsvariablene holder seg nært gjennomsnittene i utvalget.

Videre kan en binær avhengig variabel i seg selv by på flere problemer. Fordi den kun kan ha to verdier, vil ikke støyleddet nærme seg en normalfordeling og MKM-betingelse 6 om normalitet blir derfor brutt. Fordi datasettet brukt i denne oppgaven har mange nok observasjoner, vil ikke dette by på store utfordringer (Wooldridge, 2018, s. 107). Et større problem er at LPM vil gi tilfeller med heteroskedastisitet. I likning 3 ser man at variansen ikke er konstant fordi støyleddet kun kan ta to verdier.

$$\text{Var}(y|\mathbf{x}) = p(\mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})] \quad (3)$$

Sannsynligheten for at respondenten disponerer elbil er gitt ved $p(\mathbf{x})$. Følgende gir et brudd på MKM-betingelse 5 om homoskedastisitet (Wooldridge, 2018, s. 227). Det vil være gjeldende i alle tilfeller hvor sannsynligheten avhenger av de eksogene variablene. Estimatorene vil likevel være forventningsrette så lenge de fire andre MKM-betingelsene holder. Samtidig vil ugyldige standardfeil gjøre utformingen av konfidensintervaller eller t-tester vanskelig (Wooldridge, 2018, s. 244).

Det finnes løsninger som gjør at man kan leve med heteroskedastisitet. En mulighet er å estimere LPM gjennom vektet MKM (Wooldridge, 2018, s. 266). I tilfeller med store utvalg, er det vanlig å få verdier utenfor intervallet 0 og 1. Slik kan man ende opp med negative estimater, og vektet MKM ikke vil være mulig. I stedet har jeg, som Sivathas og Øverseth (2020) valgt å adressere problemet med heteroskedastisitet ved å fremstille robuste standardfeil. De robuste standardfeilene viser seg ofte å være tilnærmet like MKM-standardfeilene og er gyldige i tilfeller hvor datautvalget er stort (Wooldridge, 2018, s. 244). Fordi utvalget i datasettet fra RVU 2019 er stort, vil robuste standardfeil være et godt alternativ for å adressere problemet med heteroskedastisitet.

5.3 PROBIT-MODELL

Det finnes alternativer til den lineære sannsynlighetsmodellen. I stedet for å si at respons sannsynligheten er lineær, kan sannsynligheten for et gitt utfall være gitt ved:

$$P(y = 1|\mathbf{x}) = G(\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k) = G(\beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) \quad (4)$$

Her er G en standard normalfordelt funksjon som kun har verdier mellom 0 og 1 (Wooldridge, 2018, s. 525). Slik vil den estimerte respons sannsynligheten strengt holde seg mellom 0 og 1. I en probit-modell vil funksjonen G være gitt ved følgende integral:

$$G(z) = \int_{-\infty}^z \phi(v)dv \quad (5)$$

På grunn av probit-modellens ikke-lineære egenskaper, må man se vekk fra MKM. Sannsynlighetsmaksimert estimering (MLE) kan være en god fremgangsmåte (Wooldridge, 2018, s. 528).¹⁹ MLE adresserer heteroskedastisiteten fordi det baserer seg på fordelingen av den avhengige variabelen gitt forklaringsvariablene. Estimerte verdier dannes gjennom maksimering av sannsynligheten for at modellen gir observerte data. Slik kan MLE hjelpe til med utfordringene i forbindelse med estimering av LPM. De estimerte koeffisientene tolkes ved å se på de marginale effektene av endringen i forklaringsvariablene (Verbeek, 2017, s. 217). Likning 6 er et uttrykk for marginaleffekten av en endring i en binær forklaringsvariabel fra 0 til 1.

$$G(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1x_{i1} + \dots + \hat{\beta}_{k-1}x_{i,k-1} + \hat{\beta}_k) - G(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1x_{i1} + \dots + \hat{\beta}_{k-1}x_{i,k-1}) \quad (6)$$

For å estimere marginaleffektene, har jeg valgt å bruke gjennomsnittlig partiellemffekt (APE), hvor jeg ser på gjennomsnittet av de individuelle partiellemffektene i datasettet (Wooldridge, 2018, s. 532).²⁰ Dermed har jeg valgt å se vekk fra en fremgangsmåte som ser på den partielle effekten knyttet til gjennomsnittsverdiene av forklaringsvariablene (PEA).²¹ PEA ville skapt gjennomsnittsrespondenter som ikke eksisterer i datasettet i møte med binære variabler i modellen.

¹⁹ MLE står for maximum likelihood maximation

²⁰ APE står for average partial effect

²¹ PEA står for partial effect at the average

Definisjon av marginaleffektene

Når man ser nærmere på den marginale effekten av en endring i en kontinuerlig forklaringsvariabel, er den marginale effekten definert som den partiellderiverte av sannsynligheten for at den avhengige variabelen tar verdien 1 (Verbeek, 2017, s. 217). Dette vises i likning 7 hvor den kontinuerlige forklaringsvariabelen er gitt ved x_{ik} og den avhengige variabelen er gitt ved y_i . Her vil effekten av en endring i x_{ik} avhenge av verdiene til x_i . Fortegnet til effekten av endringen i x_{ik} vil alltid stemme overens med fortegnet til koeffisienten β_k . Dersom forklaringsvariabelen er binær, vil effekten av en endring kunne bestemmes ved å beregne implisitte sannsynligheter for de to forskjellige utfallene 0 og 1, gitt at verdiene til de andre forklaringsvariablene holdes konstant.

$$\frac{\partial \Phi(x_i' \beta)}{\partial x_{ik}} = \phi(x_i' \beta) \beta_k \quad (7)$$

Denne fremgangsmåten kan imidlertid by på problemer dersom regresjonsmodellen inneholder en interaksjonsvariabel. Slik det ble vist i kapittel 4.3, inneholder regresjonsmodellen min en interaksjonsvariabel mellom inntekt og sentralitet. Derfor trenger jeg en måte å tolke effekten av også en slik type variabel.

Man kan se for seg modell som inneholder $\beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \beta_4 x_{i2} x_{i3}$ hvor $x_{i2} x_{i3}$ er en interaksjonsvariabel og β_4 er den tilhørende koeffisienten. Dersom fortegnet til både β_2 og β_4 er positive, kan det være fort å tenke at sannsynligheten for at den avhengige variabelen har verdien 1, øker med x_{i2} , hvor marginaleffekten øker med x_{i3} . Denne konklusjonen trenger derimot ikke å stemme. Dette tilfellet illustreres i likning 8.

$$\frac{\partial \Phi(x_i' \beta)}{\partial x_{i2}} = \phi(x_i' \beta) (\beta_2 + \beta_3 x_{i3}) \quad (8)$$

Her ser man at x_{i3} korrelerer med $\phi(x_i' \beta)$. Det åpner for at marginaleffekten kan minke selv om x_{i3} øker, også når den estimerte effekten av koeffisienten β_4 er større enn 0 (Verbeek, 2017, s. 217). Fordi det kan være vanskelig å tolke effekten av en endring i interaksjonsvariabel ved bruk av en probit-modell, vil det være lurt å først beregne de partiellderiverte for så å se på de isolerte effektene knyttet til verdier som viser seg interessante (Wooldridge, 2018, s. 528). Å finne de isolerte effektene kan være en komplisert prosess fordi man må finne isolerte verdier for alle variablene for å tolke interaksjonsvariablene. Enklere løsninger kan derfor, i noen tilfeller, være de beste.

5.4 METODISKE UTFORDRINGER

I dette delkapitlet skal jeg belyse metodiske utfordringer som er relevante for fremgangsmåten jeg har valgt. Først skal jeg redegjøre for ugunstige valg man kan ta i utformingen av regresjonsmodellen og hvilke konsekvenser de kan få for videre analyser. Deretter tar jeg for meg ulike vanskeligheter ved datamaterialet og hvordan det kan utspille seg i resultatene fra analysene. Det blir klart at feil og mangler, enten i modellutformingen eller i selve datamaterialet, kan gi forventningsskjeve parametere eller mindre nøyaktige standardfeil. Konsekvensene kan derfor bli betydelige.

Feil ved utforming av regresjonsmodell

Det finnes flere mulige feiltrinn ved utformingen av en regresjonsmodell. To kjente feil er å inkludere variabler som viser seg å være irrelevante eller ekskludere relevante variabler. Førstnevnte tilfelle kan kalles for å overspesifisere modellen, og det andre tilfellet kalles for å underspesifisere modellen (Wooldridge, 2018, s. 77-78). Det skal vises at den ene feilen kan være mer dramatisk for analysearbeidet enn den andre.

Å inkludere en irrelevant variabel kan i første øyekast virke problemfritt fordi det ikke fører til forventningsskjeve parametere (Wooldridge, 2018, s. 77). Det er lett å tenke at dersom parameteren til variabelen man inkluderer viser seg å være null, så vil den ikke ha stor betydning for regresjonsmodellen uansett. Det er likevel viktig å holde øye med variansen til estimatorene. Overspesifisering av modellen kan nemlig gi høyere varians selv om den inkluderte forklaringsvariabelen ikke kan forklare endring i den avhengige variabelen (Wooldridge, 2018, s. 87). Dette kan føre til at estimeringen av standardfeilene blir ukorrekt. Videre vil større utvalg gi lavere varians, og dermed vil problemet med høy varians som følge av overspesifisering virke mindre.

Tilfeller hvor relevante variabler blir utelatt fra regresjonsmodellen, kan by på større utfordringer som forventningsskjeve parametere (Wooldridge, 2018, s. 78). Det kan skje ved at variabelen som burde vært inkludert i regresjonsmodellen korrelerer med en eller flere av de eksogene variablene som er inkludert. Slik vil disse variablene bli endogene, noe som skaper forventningsskjeve estimatorer. Bakgrunnen for at variablene blir endogene, er at den utelatte variabelens effekt vil bli fanget opp av støyledet, som igjen vil korrelere med forklaringsvariablene (Wooldridge, 2018, s. 79). Underspesifisering av regresjonsmodellen fører til brudd på MKM-betingelse 4, og som nevnt må MKM-betingelse 1-4 holde for at de estimerte koeffisientene skal være forventningsrette.

I datamaterialet fra RVU er det som tidligere nevnt nesten ingen variabler for elbilinsentiv. Slike variabler kan ha effekt på sannsynligheten for å disponere elbil, og dersom de har en effekt vil effekten havne i støyledet som forklart i forrige avsnitt. Med andre ord kan det være tilfeller med forventningsskjevhet i regresjonsmodellen. Fordi jeg ikke har tilgang på elbilinsentivinformasjon, kan det hende at slik informasjon ligger i sentralitetsgruppene som ble laget på grunnlag av kommunevariablene. Videre finnes det flere faktorer som kan påvirke sannsynligheten for å disponere elbil. Det kan være klimahensyn, nysgjerrighet og interesse for ny teknologi, status eller andre individuelt spesifikke variabler, hvor effektene vil bli fanget opp av støyledet. Mangelen på variabler som inkluderer slike faktorer, kommer som følge av at datasettet ikke er utformet ut fra denne oppgavens problemstilling.

Målefeil

Dersom et upresist mål for en variabel benyttes i regresjonsmodellen, vil modellen inneholde målefeil (Wooldridge, 2018, s. 287). Det vil si at variablene som er utarbeidet fra den informasjonen som var mulig å innhente, ikke samsvarer med de ekte variablene som påvirker valgene som står sentralt i regresjonsmodellen. Det kan være variabler som ville vært svært betydningsfulle i analysen, men som det er vanskelig å innhente data på. Det kan også være at noen av respondentene misforstår et spørsmål i undersøkelsen og svarer feil. Dette kalles for tilfeldige målefeil og trenger ikke ha en altfor stor betydning. Målefeilene kan også være systematiske. Et eksempel kan være at et eller flere spørsmål i undersøkelsen er stilt på en slik måte at en betydelig stor andel av respondentene misforstår spørsmålet og dermed svarer feil. Slike målefeil kan føre til at MKM-betingelse 4 blir brutt (Wooldridge, 2018, s. 289).

Målefeil kan knyttes til både den endogene og de eksogene variablene. Hvis det finnes en målefeil i den endogene variabelen som korrelerer med de eksogene variablene, vil parameterne bli forventningsskjevne (Wooldridge, 2018, s. 288). Den endogene variabelen *Disponerte elbil* i min regresjonsmodell har få sjanser for målefeil, med mindre respondentene ikke har hatt kunnskap om hvilken type bil de disponerte. Uvitenhet om biltype kan tenkes å kunne være tilfelle dersom respondenten er passasjer og ikke kjører bilen selv. Allikevel vil det være naturlig å anse det som en sjelden feil fordi de som disponerer elbil også har svart at de eier elbil.

Med målefeil i en forklaringsvariabel, er det større sannsynlighet for at man kan møte på problemer (Wooldridge, 2018, s. 289). Særlig dersom målefeilene er systematiske. Målefeil i eksogene variabler øker variansen. Korrelasjon mellom målefeilen og estimert verdi på forklaringsvariabelen, vil føre til at koeffisientene blir forventningsskjeve mot null. Et vanlig eksempel på en målefeil i forklaringsvariabler er at respondenter rapporterer inn uriktig inntekt til undersøkelser. Det kan tenkes å komme av mangel på informasjon om inntekten, eller at det spørres om husholdningsinntekt, som kan være vanskeligere å ha informasjon om. I tillegg har flere hushold andre inntekter enn kun hovedinntekt, som det kan være vanlig å ikke vite omfanget av. Det kan også tenkes at flere glemmer å beregne tilleggsinntekter med som en del av inntektene eller husholdningsinntektene. Dette kan i RVU, som i de fleste andre undersøkelser som inkluderer informasjon om inntekt, være et betydelig problem.

Manglende observasjoner

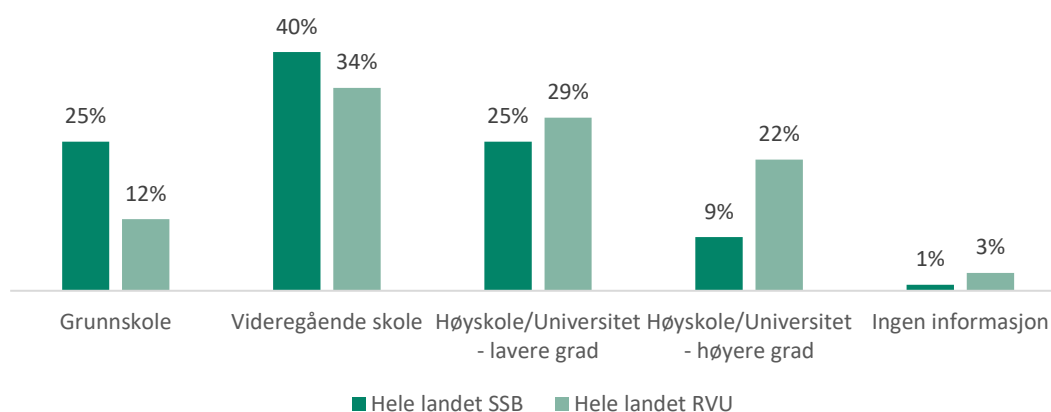
Det kan også hende at flere respondenter velger å la være å svare på spørsmål av noen av de samme grunnene nevnt ovenfor. Dersom mange respondenter unngår å rapportere samme informasjon, kan det oppstå et problem med manglende observasjoner (Wooldridge, 2018, s. 293). I verste fall kan dette føre til at utvalget ikke blir tilfeldig og dermed ikke representativt. Det betyr et mulig brudd på MKM-betingelse 2. Er frafallet tilfeldig, vil utvalget også være tilfeldig. I RVU 2019 er det hele 11.880 av respondentene som har latt være å svare på spørsmålet om husholdningsinntekt, noe som utgjør et frafall på 24 prosent. Ser man dette i sammenheng med sentralitetsgruppene, faller om lag 25 prosent av observasjonene bort i hver gruppe. Her er tendensen sterkest blant respondentene med lavest utdanningsnivå.

Et tilsvarende stort frafall blant respondentene finnes når det kommer til variabelen for tilgang til kollektivtransport. Frafallet er på 22 prosent, slik at det er naturlig å anse muligheten for at utvalget er mindre representativt. Det kan hende at respondenter som har latt være å svare på spørsmålet, ikke har ansett det som relevant fordi de selv ikke benytter seg av kollektivtransport og omvendt. Derfor kan det tenkes at bilførere kan være underrepresenterte. Variabelen for parkeringsavgift på parkeringsplassen har også lav svarprosent, og her er bileiere overrepresentert. Analyser som inkluderer de to variablene, må derfor tolkes med stor forsiktighet. I kapittel 6.5 er det blitt gjort analyser med og uten de to variablene.

Utvalgsskjevhet

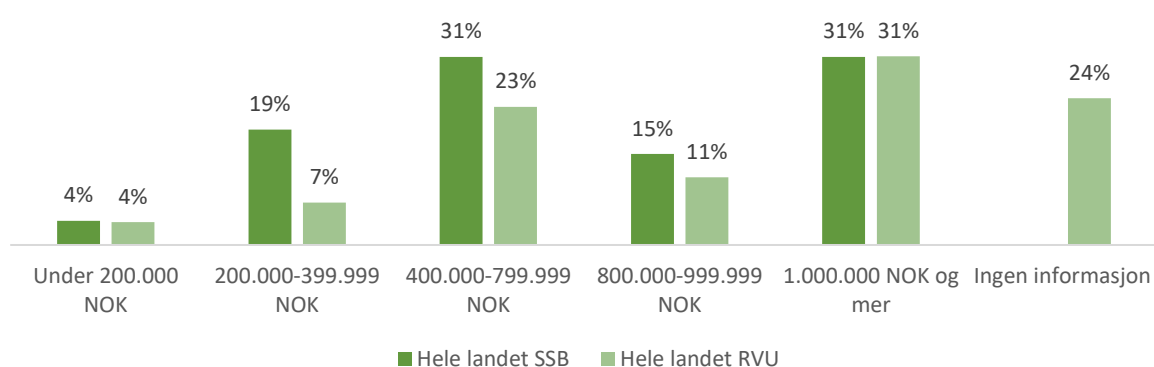
Dersom utvalget i et datasett ikke er tilfeldig trukket fra en større populasjon, kan man få tilfeller av utvalgsskjevhet (Verbeek, 2017, s. 265). Utvalgsskjevhet øker muligheten for at standardestimatorer og tester gir villedende resultater. Det er derfor viktig å vite at det kan være flere grunner til at utvalgsskjevheter oppstår. Dersom det blir gjennomført intervjuer på en elbilladestasjon for å finne ut hvor mange det er som disponerer elbil, vil det være særdeles stor sjanse for at de fleste respondentene vil svare at de disponerer elbil. Slik kan selve utvalgsrammen bidra til utvalgsskjevhet. En annen årsak til utvalgsskjevhet kan være at en gruppe respondenter i utvalget velger å ikke svare på enkelte spørsmål eller hele undersøkelsen.

Det er kjent at høyt utdannede oftere deltar i spørreundersøkelser enn lavt utdannede (Urbanet, 2021b, s. 160), og det viser seg at dette også er tilfellet i RVU 2019. Med andre ord er andelen med høy utdanning blant respondentene større enn andelen med høy utdanning i befolkningen som helhet. I figur 2 kan det særlig gjenkjennes en slik tendens dersom kan sees på nivået av høyskole- og universitetsutdannede av høyere grad. Her utgjør denne gruppen 22 prosent i utvalget og 9 prosent av befolkningen som helhet. Dersom det viser seg at respondenter med høy utdanning har større sannsynlighet for å disponere elbil enn respondenter med lav utdanning, må det kartlegges for hvordan utvalgsskjevheten kan ha påvirket resultatet.



Figur 2: Den totale befolkningens utdanningsnivå sammenlignet med utvalgsnivået.

Det finnes flere eksempler på studier som viser til en positiv sammenheng mellom utdanning og inntekt,²² og analysene gjort i denne oppgaven viser samme korrelasjon.²³ I figur 4 sammenlignes inntektsnivåene i utvalget i RVU med de faktiske inntektsnivåene i befolkningen. Det er tydelig at individer med lavere enn 1 mill. kroner i inntekt blir underrepresentert i RVU 2019. Samtidig er det verdt å merke seg to ting: 1) antallet individer med inntekt på 1 mill. og over fra hele populasjonen ser ut til å tilsvare antallet i utvalget og 2) respondentene som ikke har oppgitt husholdningsinntekten utgjør hele 24 prosent av utvalget. Sistnevnte utgjør et frafall i observasjoner som kan påvirke analyseresultatene.



Figur 3: Utvalgsskjevhet husholdningsinntekt med data fra RVU 2019 og SSB.²⁴

En annen utvalgsskjevhet i RVU er at personer født i Norge er overrepresentert (Urbanet, 2021b, s. 161). En grunn kan tenkes å være at innvandrere har møtt på språkbarrierer når de har blitt introdusert for undersøkelsen. Selv om analysene i denne oppgaven ikke inkluderer effekten det å være født i Norge versus utlandet kan ha på sannsynligheten for å disponere elbil, er det verdt å merke seg skjevheten.

Det er i tillegg hensiktsmessig å nevne utvalgsskjevheten som kan komme av selve defineringen av en reise. Det kan tenkes at det kan danne seg grupperingen blant respondentene med mange reiser. Slik som Sivathas og Øverseth (2020) påpeker, vil det være naturlig å se for seg at særlig familier med barn kan være overrepresentert i utvalget. Det kan være fordi de i tillegg til reisene til og fra jobb, gjennomfører flere reiser i løpet av en dag som dreier seg rundt barnas hverdag.

²² Raaum, Aabø & Karterud (1999) studerte avkastningen i Norge ved å måle livsinntekter.

²³ Se korrelasjon mellom inntekt og utdanning i tabell A.2 i appendiks.

²⁴ Tall fra SSBs er hentet fra deres Statistikkbank tabell 07752 og viser husholdningsinntekter for 2019.

6 RESULTATER

De forrige kapitlene utgjør et rammeverk for selve regresjonsanalysene som presenteres i følgende kapittel. Først skal jeg gi en deskriptiv tilnærming av problemstillingen, hvor tilbøyeligheten for å disponere elbil blir lagt fram. Videre følger en presentasjon av resultatene fra de empiriske analysene av regresjonsmodellen. Først skal jeg ta for meg LPM, før jeg presenterer resultatene fra probit-modellen. Jeg går så videre med LPM og legger til en interaksjonsvariabel med inntekt og sentralitet. Til slutt utfører analyser for å teste regresjonsmodellens robusthet.

6.1 TILBØYELIGHET FOR Å DISPONERE ELBIL

For å beregne tilbøyeligheten for å disponere elbil, har jeg fulgt en fremgangsmåte brukt blant annet av Fearnley (2006) da han fant at fordelingseffektene til subsidiene på bussreiser i Storbritannia har blitt mer progressive med tiden. Med *progressive* menes det at subsidiene ga høyest gevinst for lavinntektsfamilier, kvinner, de under 24 år og de over 60 år. Dersom subsidiene hadde fordelt seg slik at de ga høyest gevinst til høyinntektsfamilier, menn og de mellom 24 og 60 år, ville de vært regressive.

Tilbøyeligheten for å disponere elbil, har jeg regnet ut ved å først finne hvor stor andel av elbilbrukerne som befinner seg i en gitt inntektsgruppe og sentralitetsgruppe. Dette har jeg dividert på andelen av populasjonen som befinner seg i den gitte inntektsgruppen og sentralitetsgruppen.

$$\text{Tilbøyelighet} = \frac{\text{Andel av kjørte elbil}_{i,k}}{\text{Andel av populasjonen}_{i,k}}$$

$i, k = 1, 2, 3$ henholdsvis for inntekts – og sentralitetsgrupper.

Dersom den beregnede tilbøyelighetsverdien er større enn 1, viser det at elbil disponeringen til de gitte inntekts- og sentralitetsgruppene er over gjennomsnittet (Fearnley, 2006, s. 31). Hvis tilbøyeligheten derimot er under 1, viser det at de gjeldende inntekts- og sentralitetsgruppene er underrepresentert i gruppen av de som disponerer elbil. I tabell 6 er de beregnede tilbøyelighetene satt inn ved siden av hverandre for å gi en oversikt over hvordan tilbøyeligheten for å disponere elbil varierer over inntektsgruppene og sentralitetsgruppene.

Tabell 6: *Tilbøyeligheten for å disponere elbil med de tilsvarende tallene til Sivathas og Øverseth (2020, s. 34) i parentes.*

	Sentr.gruppe 1	Sentr.gruppe 2	Sentr.gruppe 3
Inntektsgruppe 1	1.85 (2,02)	1.49 (1.78)	1.62 (1.35)
Inntektsgruppe 2	0.79 (0.71)	0.67 (1)	0.64 (1.34)
Inntektsgruppe 3	0.34 (0.10)	0.23 (0.22)	0.31 (0.31)

Den største tilbøyeligheten for å disponere elbil, finnes hos individer med høyest inntekt som har bosatt seg i de mest sentrale områdene i landet. Her er tilbøyeligheten på 1.85. For sentralitetsgruppe 2 og 3, er tilbøyeligheten for de med høyest inntekt også godt over 1. Dette viser at individer med høyest inntekt er over gjennomsnittet tilbøyelige for å disponere elbil, uansett hvor sentralt de har bosatt seg. Med andre ord kan det sies at det er en overrepresentasjon av de som disponerer elbil i inntektsgruppe 1. Videre, fordi det er naturlig å anta at de som disponerer elbil også er de som har nytte av elbilsubsidiene, kan det sies at subsidiene i aller høyest grad går til individer med høyest inntekt. Dermed kan elbilsubsidiene kalles regresive.

Det er verdt å legge merke til at tilbøyelighetsverdien ikke varierer like mye innad i hver inntektsgruppe som i hver sentralitetsgruppe. Med andre ord ser det ut til at inntekt har mer å si for tilbøyeligheten for å disponere elbil enn hvor sentralt individer har bosatt seg. Allikevel holder elbilsubsidiene seg relativt regresive i alle sentralitetsgrupper. Dette utgjør en liten forskjell fra tilbøyelighetsanalysene som Sivathas og Øverseth (2020, s. 34) gjennomførte, som viste at elbilsubsidiene var relativt mindre regresive i de mindre sentrale kommunene sammenlignet med de mer sentrale kommunene.

6.2 LPM-RESULTATER

Tabell 7 viser resultatene fra LPM-regresjonene. Her gis en oversikt over regresjoner med to ulike modeller, hvor modell (1) viser resultatene fra en LPM-regresjon gjort med kun inntekts- og sentralitetsgruppene. Dette ble gjennomført for å kunne se hvilken effekt de to hovedinteressevariablene kan ha på den avhengige variabelen alene, men viktigere er det å legge merke til at inkluderingen av kontrollvariablene gjør at jeg mister mange observasjoner. Modell (2) viser resultater fra en regresjon hvor utdanningsnivå og tilgang til kollektivtransport er lagt til sammen med andre kontrollvariabler.

Tabell 7: Resultater fra LPM-regresjoner.

	(1)	(2)
	Disponerte elbil	Disponerte elbil
Inntektsgrupper		
Inntektsgruppe 2	-0.138*** (0.0000)	-0.0640*** (0.0000)
Inntektsgruppe 3	-0.201*** (0.0000)	-0.0658*** (0.0000)
Sentralitetsgrupper		
Sentralitetsgruppe 2	-0.0310*** (0.0000)	-0.0627*** (0.0000)
Sentralitetsgruppe 3	-0.0208*** (0.0000)	-0.0793*** (0.0000)
Høyest gjennomført utdanningsnivå		
Høyskole/Universitet lavere grad		-0.0253 (0.2489)
Videregående skole		-0.0708** (0.0015)
Grunnskole		-0.0868** (0.0016)
Tilgang til kollektivtransport		
Dårlig tilgang		-0.0236 (0.1021)
Middels god tilgang		0.0190 (0.1194)
God tilgang		0.0102 (0.3301)
Svært god tilgang		0.0185 (0.1106)
<i>Konstantledd</i>	0.257*** (0.0000)	0.426*** (0.0000)
<i>Observasjoner</i>	37.197	12.030
<i>Kontrollvariabler</i>	Utelatt	Inkludert
<i>R²</i>	0.0645	0.1155

Robuste standardfeil i parentesene. * p < 0.10, ** p < 0.05, *** p < 0.01

Referansegrupper: Inntektsgruppe 1 (husholdningsinntekt 1. million NOK eller over), Sentralitetsgruppe 1 (høyest sentralitet), Høyest utdanningsnivå (Høyskole/Universitet 5 eller flere år) og Svært dårlig tilgang til kollektivtransport.

Kontrollvariabler: Har maks én bil i husstanden, avstand på reise, alder, kjønn, betaler parkeringsavgift på arbeidsplass, har kollektivkort og måneden reisen ble utført.

Man kan tolke konstantleddet i modell (1) som et individ med inntekt tilhørende den høyeste inntektsgruppen. Individet har i tillegg bosatt seg i et av de mest sentrale områdene i landet. Dersom en ser for seg at individet går ned i inntekt fra 1 million eller over til mellom 600.000-999.999 kroner, vil sannsynligheten for å disponere elbil falle med 13.8 prosentpoeng, alt annet likt. En reduksjon i inntekt fra 1 million eller over til under 600.000 kroner, vil gjøre at sannsynligheten går ned med 20.1 prosentpoeng, alt annet likt. Man kan se tilsvarende, men svakere, tendenser ved analyse av sentralitetseffektene. Å flytte fra et svært sentralt område til et mellomsentralt område, gir en redusert sannsynlighet for å disponere elbil på 3.1 prosentpoeng, alt annet likt. Dersom det samme individet i stedet flytter til en av de minst sentrale kommunene, vil sannsynligheten for å disponere elbil falle med 2.1 prosentpoeng, alt annet likt. De nevnte resultatene er statistisk signifikante ved 1 prosent signifikansnivå.

I den andre modellen har referanseindividet følgende kjennetegn: mann, inntekt på 1 million eller over, bor i et av de mest sentrale områdene i landet, har svært dårlig tilgang til kollektivtransport, har forskerutdannelse (sju eller flere år), bor i en husstand som eier to eller flere biler, har ikke kollektivkort og betaler ikke parkeringsavgift på jobben. Sammenlignet med modell (1), viser modell (2) til lavere effekter i sannsynligheten for å disponere elbil. Man kan se at lavere utdanningsnivå gir redusert sannsynlighet, og det er verdt å merke seg den positive korrelasjonen mellom inntekt og utdanningsnivå.²⁵ Å utelate utdanningsnivå, slik som i modell (1), vil føre til overestimering av innvirkningen inntekt har på sannsynligheten for å disponere elbil, hvilket gir forventningsskjevne koeffisienter.

Ser man på sentralitetsgruppene i modell (2), har de estimerte koeffisientene høyere absoluttverdi enn de i modell (1). Det kan forklares med at variabelen for tilgang til kollektivtransport er inkludert. Ser man i korrelasjonsmatrisen, er det derimot en negativ korrelasjon mellom de to variablene. Fordi variablene kategoriseres i to forskjellige retninger, må korrelasjonen allikevel tolkes som positiv. Koeffisientene i modell (1) kan dermed være forventningsskjevne for sentralitetsgruppene hvis tilgang til kollektivvariabelen utelates. Husk allikevel at analyser med kollektivvariabelen bør tolkes med forsiktighet på grunn av lav svarprosent.

²⁵ Se tabell A.2 i appendiks for korrelasjonsmatrise.

Blant de andre kontrollvariablene jeg har inkludert i modell (2), blir sannsynligheten for å disponere elbil redusert dersom individet har maks én bil i husholdningen, er kvinne eller betaler parkeringsavgift. Sistnevnte kan virke naturlig ettersom at elbileiere oftere får parkere gratis eller til redusert pris enn andre bileiere.²⁶ Samtidig faller sannsynligheten med økningen av individets alder.

Oppsummert kan modell (2) være bedre enn modell (1) dersom man ønsker å se på sannsynligheten for å disponere elbil. Legg allikevel merke til at antallet observasjoner faller drastisk ved inkludering av kontrollvariablene. En nærmere undersøkelse av hvilke kontrollvariabler som kan forårsake de manglende observasjonene, kommer som en del av robusthetsanalysene i kapittel 6.5.

6.3 PROBIT-RESULTATER

I dette delkapitlet skal de foregående LPM-resultatene settes opp mot regresjonsresultater fra bruk av den ikke-lineære probit-modellen. Som beskrevet i kapittel 5.2, er en svakhet ved LPM at den kan produsere ugyldige standardfeil på grunn av heteroskedastisitet. Problemet har i mine regresjoner blitt løst ved hjelp av robuste standardfeil. En styrke med LPM, er at resultatene er lette å tolke, en karakteristika probit-modellen ikke kan tilby.

I tabellen på neste side har jeg inkludert marginaleffekter (APE) som forklart i kapittel 5.3, slik at probit-resultatene lettere kan tolkes og sammenlignes med LPM-resultatene. Det er ikke store ulikheter mellom resultatene fra LPM og probit-modellen. Det vil allikevel være hensiktsmessig å benytte seg av en modell som produserer resultater som lett kan tolkes når interaksjonsleddet skal inkluderes. For, selv ved bruk av marginaleffekter, kan det være komplisert å tolke de estimerte koeffisientene til interaksjonsledd i en probit-modell. Det er fordi man må estimere isolerte verdier av alle koeffisientene for å tolke verdiene til interaksjonsvariablene. Jeg har derfor valgt å benytte meg av LPM fremfor probit-modellen når jeg legger til et interaksjonsledd mellom inntektsgruppene og sentralitetsgruppene i neste delkapittel.

²⁶ Se tabell A.1 i appendiks for nærmere beskrivelse av elbilinsentivet som omhandler parkering.

Tabell 8: Resultater fra regresjoner med probit-modell.

	(1) Probit-modell	(2) Marginaleffekter	(3) LPM
	Disponerte elbil	Disponerte elbil	Disponerte elbil
<i>Inntektsgrupper</i>			
Inntektsgruppe 2	-0.236*** (0.0000)	-0.0584*** (0.0000)	-0.0640*** (0.0000)
Inntektsgruppe 3	-0.363*** (0.0000)	-0.0856*** (0.0000)	-0.0658*** (0.0000)
<i>Sentralitetsgrupper</i>			
Sentralitetsgruppe 2	-0.252*** (0.0000)	-0.0622*** (0.0000)	-0.0627*** (0.0000)
Sentralitetsgruppe 3	-0.315*** (0.0001)	-0.0759*** (0.0000)	-0.0793*** (0.0000)
<i>Konstantledd</i>	0.0396 (0.7426)		0.426*** (0.0000)
<i>Observasjoner</i>	12.030	12.030	12.030
Høyest gjennomført utdanning	Inkludert	Inkludert	Inkludert
Tilgang til kollektivtransport	Inkludert	Inkludert	Inkludert
Kontrollvariabler	Inkludert	Inkludert	Inkludert
<i>Pseudo R²/ R²</i>	0.1266	-	0.1155

Standardfeil i parentesene. * p < 0.10, ** p < 0.05, *** p < 0.01

Referansegrupper: Inntektsgruppe 1 (husholdningsinntekt 1. million NOK eller over), Sentralitetsgruppe 1 (høyest sentralitet), Høyest utdanningsnivå (Høgskole/Universitet 5 eller flere år) og Svært dårlig tilgang til kollektivtransport. Kontrollvariabler: Har maks én bil i husstanden, avstand på reise, alder, kjønn, betaler parkeringsavgift på arbeidsplass, har kollektivkort og måneden reisen ble utført.

6.4 RESULTATER MED INTERAKSJONSLEDD

Tabellen på neste side viser LPM-resultater hvor interaksjonsledd mellom inntekts- og sentralitetsvariablene er inkludert. Ved å legge til interaksjonsvariabelen, åpnes muligheten for å se den helhetlige effekten av at et individ både har en inntekt som plasserer det i en inntektsgruppe, samtidig som at individet har bosatt seg et sted som tilsvarer en sentralitetsgruppe.

I LPM-regresjonen i tabell 9 er det også inkludert kontrollvariabler. Referanseindividet har like karakteristika som før, og sannsynligheten for at han disponerer elbil er 43 prosent dersom han har inntekt på 1 million eller over og bor i et av de mest sentrale områdene i landet. Sannsynligheten vil falle dersom individet befinner seg i en lavere inntektsgruppe, og hvis han bor i et mindre sentralt område som er kategorisert i en annen sentralitetsgruppe, alt annet likt. For et individ med inntekt under 600.000 kr som bor i distriktene, har sannsynligheten for å disponere elbil falt til 29,63 prosent.

Tabell 9: Resultater fra LPM-regresjoner med interaksjonsledd.

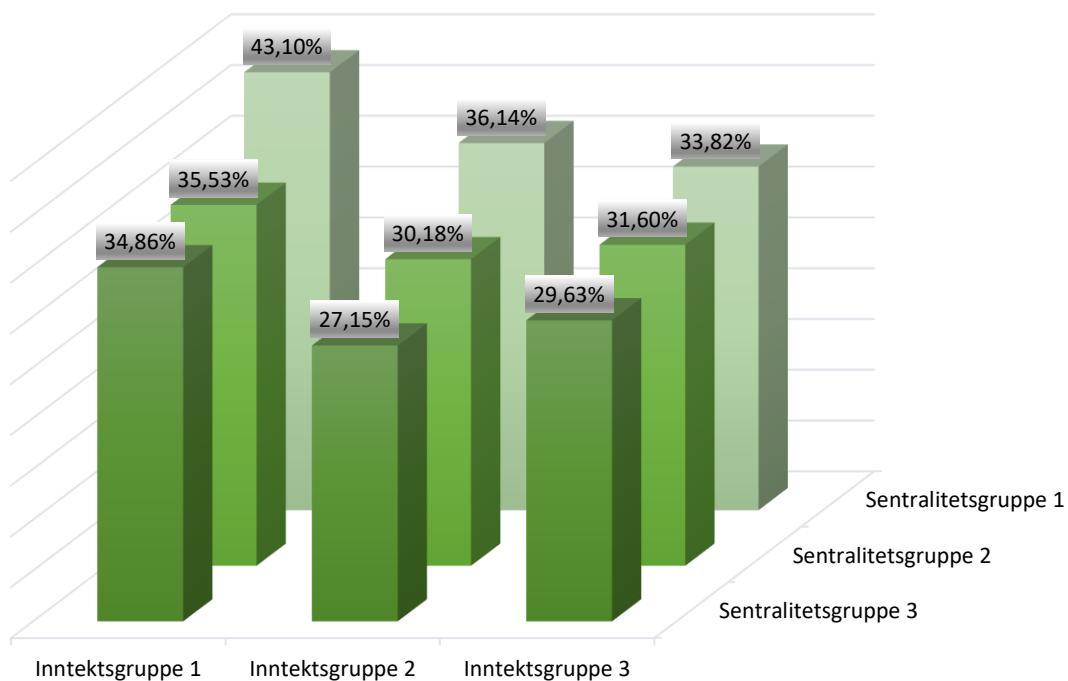
	Disponerte elbil
Inntektsgrupper	
Inntektsgruppe 2	-0.0696*** (0.0000)
Inntektsgruppe 3	-0.0928*** (0.0000)
Sentralitetsgrupper	
Sentralitetsgruppe 2	-0.0757*** (0.0000)
Sentralitetsgruppe 3	-0.0824*** (0.0002)
Inntektsgrupper x Sentralitetsgrupper	
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 2	0.0161 (0.3261)
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 3	-0.00755 (0.7983)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 2	0.0535** (0.0014)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 3	0.0405 (0.1763)
<i>Konstantledd</i>	0.431*** (0.0000)
<i>Observasjoner</i>	12.030
Høyest gjennomført utdanning	Inkludert
Tilgang til kollektivtransport	Inkludert
Kontrollvariabler	Inkludert
R^2	0.1161

Robuste standardfeil i parentesene. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Referansegrupper: Inntektsgruppe 1 (husholdningsinntekt 1. million NOK eller over), Sentralitetsgruppe 1 (høyest sentralitet), Høyest utdanningsnivå (Høyskole/Universitet 5 eller flere år) og Svært dårlig tilgang til kollektivtransport. Kontrollvariabler: Har maks én bil i husstanden, avstand på reise, alder, kjønn, betaler parkeringsavgift på arbeidsplass, har kollektivkort og måneden reisen ble utført.

I figur 4 vises en oversikt av sannsynligheten for å disponere elbil. Her kan man se at det er en klart høyest sannsynlighet for å disponere elbil dersom individet befinner seg i inntektsgruppe 1 og sentralitetsgruppe 1. Det gjelder for referanseindividet med inntekt på over 1 million eller over som har bosatt seg i en av Norges mest sentrale områder. Videre er det verdt å legge merke til at sannsynligheten for å disponere elbil er høy for individer som befinner seg inntektsgruppe 1 *eller* sentralitetsgruppe 1. Ser man nærmere på Inntektsgruppe 1, er det en betydelig høyere økning i sannsynlighet for å disponere elbil hvis et individ går fra sentralitetsgruppe 2 til 1, enn hvis det går fra sentralitetsgruppe 3 til 2.

Dersom det antas at individer som disponerer elbil mest har høyest utbytte av elbilinsentivene, vil det bety at skjevhetene som følge av elbilpolitikken er minst synlige i de mindre sentrale kommunene og mest synlige i de aller mest sentrale kommunene. Det ser derfor ut til at bosted har stor innvirkning på nytten av elbilinsentivene. Med andre ord: skal man oppleve høyest mulig nytte av elbilinsentivene i Norge, bør man bo i en av landets mest sentrale områder og ha en inntekt på 1 million kr eller over.



Figur 4: Sannsynlighet for å disponere elbil i inntekts- og sentralitetsgruppene.

6.5 ROBUSTHET OG UTVIDELSER

I dette delkapitlet skal jeg utføre analyser som tester regresjonsmodellens robusthet. Aller først skal jeg undersøke det store frafallet av observasjoner ved å se på de statistiske egenskapene til hver kontrollvariabel før jeg utfører regresjoner hvor jeg inkluderer og utelukker de ulike variablene. Til slutt skal jeg utforme nye inntektsgrupper basert på individuell inntekt fremfor husholdningsinntekt og gjennomføre nye LPM-regresjoner tilsvarende modell (2) i tabell 7. Dermed vil jeg kunne se om forskjellige mål på inntekt gir ulike resultater.

Robusthetstest av manglende observasjoner

Antall observasjoner i datamaterialet fra RVU 2019 er 49.077. På grunn av manglende observasjoner i hovedinteressevariablene, stod jeg igjen med 37.197 observasjoner i LPM-regresjonene med kun inntektsgrupper og sentralitetsgrupper som forklaringsvariabler. Videre, da jeg inkluderte kontrollvariablene, hadde jeg kun 12.030 observasjoner igjen. Dermed er det over 25.167 manglende observasjoner. I kapittel 5.4 redegjorde jeg for hvilke konsekvenser manglende observasjoner kan ha for analysene. Dersom frafallet av observasjoner ikke er tilfeldig, er utvalget ikke representativt. På grunn av det store frafallet av observasjoner i mine regresjonsanalyser, vil det være hensiktsmessig å gjennomføre en sjekk av kontrollvariablene jeg har benyttet meg av. Jeg vil først kartlegge antallet manglende observasjoner samt antallet gjenværende observasjoner for hver kontrollvariabel i tabell 10.

Tabell 10: Manglende observasjoner hos kontrollvariablene.

Kontrollvariabel	Manglende observasjoner	Gjenværende observasjoner
Utdanningsnivå	1.672	47.405
Tilgang til kollektivtransport	10.611	38.466
Maks én bil	8	49.069
Reiseavstand	24.854	24.223
Alder	0	49.077
Kjønn	0	49.077
Parkeringsavgift	30.124	18.953
Kollektivkort eller-app	798	48.279
Måned	0	49.077

Ut fra tabell 10 kan man se at variabelen for avstand til jobb og variabelen for parkeringsavgift, begge har svært høyt antall manglende observasjoner sammenlignet med de andre. I tillegg har tilgang til kollektivtransport-variabelen relativt høyt frafall. Det blir derfor naturlig å utføre LPM-regresjoner uten disse variablene, for å kunne sammenligne med tidligere resultater hvor alle kontrollvariablene er inkludert.

Tabell 11 viser fire forskjellige regresjonsmodeller hvor modell (1) har utelatt reiseavstandsvariabelen, modell (2) har utelatt variabelen tilknyttet parkeringsavgift på arbeidsplass, modell (3) har utelatt variabelen for tilgang til kollektivt, modell (4) har utelatt alle de tre nevnte kontrollvariablene og modell (5) er som i tabell 9. Å utelate variabelen for reiseavstand ser ikke ut til å ha stor konsekvens dersom man sammenligner resultatene i modell (1) med modell (5). Det samme kan synes å gjelde for modell (3), sett bort fra at antallet observasjoner øker med litt over to tusen. I modell (2) er konstantleddet signifikant lavere enn i modell (5), og sannsynligheten for å disponere elbil hos referanseindividet i inntektsgruppe 1 og sentralitetsgruppe 1, er 35.9 prosent mot 43.1 prosent i modell (5). Derfor ser det ut til at sannsynligheten øker dersom det tillegges at referanseindividet ikke betaler parkeringsavgift, slik som i modell (5). I tillegg øker antallet observasjoner med nesten fem tusen observasjoner. I modell (4) har alle tre nevnte kontrollvariabler blitt utelatt. Antall observasjoner har økt betraktelig, noe som er forventet ut fra manglende observasjoner vist i tabell 10.

Det er dermed tendenser til at inkludering av variablene for reiseavstand og tilgang til kollektivtransport, ikke gir for store konsekvenser på tross av manglende observasjoner. Ekskludering av variabelen for parkeringsavgift gir derimot større utslag på antall observasjoner samt sannsynligheten for å disponere elbil. Ut fra figur A.2 i appendiks, vises det at inntektsgruppe 1 ikke påvirkes i like stor grad av å utelate variabelen for parkeringsavgift, som inntektsgruppe 2 og 3. Dette er svært tydelig for individene med lavest inntekt som er bosatt i de mest sentrale områdene i landet. Det kan være fordi nytten av å slippe parkeringsavgift er relativt høyere for individer med lav inntekt enn for høyinntektsindivider. Parkering er i tillegg dyrere i byene fordi det ofte er flere biler enn parkeringsplasser. Selv om modell (4) har flere observasjoner, ser det ut til at variabelen for parkeringsavgift kan være relevant, både ut fra teori og resultatene i tabell 11. Ved å fjerne variabelen for parkeringsavgift, ville slike tendenser blitt utelatt. Allikevel bør resultatene tolkes med høy grad av forsiktighet på grunn av det store antallet av manglende observasjoner.

Tabell 11: LPM-regresjon med utelatelse av enkelte kontrollvariabler.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Disponerte elbil	Disponerte elbil	Disponerte elbil	Disponerte elbil	Disponerte elbil
Inntektsgrupper					
Inntektsgruppe 2	-0.0740*** (0.0000)	-0.133*** (0.0000)	-0.0793*** (0.0000)	-0.126*** (0.0000)	-0.0696*** (0.0000)
Inntektsgruppe 3	-0.0899*** (0.0000)	-0.196*** (0.0000)	-0.100*** (0.0000)	-0.193*** (0.0000)	-0.0928*** (0.0000)
Sentralitetsgrupper					
Sentralitetsgruppe 2	-0.0723*** (0.0000)	-0.0703*** (0.0000)	-0.0770*** (0.0000)	-0.0593*** (0.0000)	-0.0757*** (0.0000)
Sentralitetsgruppe 3	-0.0813*** (0.0000)	-0.0659*** (0.0000)	-0.0957*** (0.0000)	-0.0534*** (0.0005)	-0.0824*** (0.0002)
Inntektsgrupper x Sentralitetsgrupper					
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 2	0.0160 (0.3129)	0.0288* (0.0369)	0.0200 (0.1730)	0.0378*** (0.0001)	0.0161 (0.3261)
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 3	0.00107 (0.9705)	0.0122 (0.6583)	0.00540 (0.8387)	0.0145 (0.4379)	-0.00755 (0.7983)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 2	0.0478** (0.0034)	0.0821*** (0.0000)	0.0490*** (0.0009)	0.0603*** (0.0000)	0.0535** (0.0014)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 3	0.0363 (0.2109)	0.0717** (0.0075)	0.0527* (0.0453)	0.0682** (0.0001)	0.0405 (0.1763)
<i>Konstantledd</i>	0.427*** (0.0000)	0.359*** (0.0000)	0.425*** (0.0000)	0.325*** (0.0000)	0.431*** (0.0000)
Observasjoner					
Høyest gjennomført utdanning	Inkludert	Inkludert	Inkludert	Inkludert	Inkludert
Tilgang til kollektivtransport	Inkludert	Inkludert	Utelatt	Utelatt	Inkludert
Reiseavstand	Utelatt	Inkludert	Inkludert	Utelatt	Inkludert
Parkeringsavgift	Inkludert	Utelatt	Inkludert	Utelatt	Inkludert
Andre kontrollvariabler	Inkludert	Inkludert	Inkludert	Inkludert	Inkludert
R^2	0.1126	0.0896	0.1135	0.0958	0.1161

Robuste standardfeil i parentesene. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Referansegrupper: Inntektsgruppe 1 (husholdningsinntekt 1. million NOK eller over), Sentralitetsgruppe 1 (høyest sentralitet), Høyest utdanningsnivå (Høgskole/Universitet 5 eller flere år) og Svært dårlig tilgang til kollektivtransport.

Kontrollvariabler: Har maks én bil i husstanden, avstand på reise, alder, kjønn, betaler parkeringsavgift på arbeidsplass, har kollektivkort og måneden reisen ble utført.

Robusthetstest med individuell inntekt

I de foregående analysene, har jeg tatt utgangspunktet i husholdningsinntektene som respondentene har oppført i RVU 2019. I kapittel 4.3 det med at bruken av biler gjerne deles på innad i husholdningen. Informasjonen om husholdningsinntekt var på forhånd inndelt i ulike kategorier i datamaterialet. Dermed har jeg ikke hatt tilgang til hver respondent sin eksakte inntekt. I stedet har jeg måttet forholdt meg til inntektsintervallet husholdningene befinner seg i. Selv om det kan være naturlig å tenke at det som oftest er to inntektsmottakere i hver husholdning, vil det fortsatt finnes tilfeller med færre enn to eller flere. Denne dimensjonen faller vekk ved bruk av inntektsintervaller for husholdningsinntekten.

Som beskrevet i kapittel 4.3, benyttet jeg SSBs tall for medianinntekten for norske husholdninger som utgangspunkt. En måte å teste inntektsgruppevariabelen på, ville vært å se om ulike grupperinger ga ulike resultater. Testing ved utformingen av variabelen ga resultater som indikerte at ulike grupperinger ikke ga store forskjeller. En annen måte å teste robustheten på, er å gjøre analyser ved bruk av individuell inntekt fremfor samlet inntekt i husstanden. Det kan tenkes at respondentene har hatt lettere for å oppgi egen inntekt mer korrekt enn husstandsmedlemmenes inntekt. Dermed er det mulig at inntektsvariabelen med husholdningsinntekt inneholder uriktige verdier eller at flere har valgt å la være å svare. Sistnevnte tilfelle kan undersøkes ved å sammenligne totale observasjoner for inntektsgrupper med husholdningsinntekt fra tabell 1 med totale observasjoner i tabell 12. Inntektsgrupper med husholdningsinntekt som mål har 37.197 totale observasjoner. Det er 3982 færre enn tilsvarende i tabell 12.

Tabell 12: Inntektsgrupper med individuell inntekt.

Inntektsgruppe	Antall observasjoner	Andel av observasjonene
1	12.037	29 %
2	18.129	44 %
3	11.013	27 %
Totalt	41.179	100 %

I tabell 13 sammenlignes modell (1) som benytter individuell inntekt som grunnlag for inntektsgruppevariabelen med modell (2) som benytter husholdningsinntekt. Her vises det at antallet observasjoner er tilnærmet like på tvers av de to målene på inntekt, selv om husholdningsinntektsvariabelen mangler observasjoner relativt til variabelen for individuell inntekt. Legg også merke til at konstantleddene er nærmest identiske.

Tabell 13: Resultater fra LPM-regresjoner med individuell inntekt.

	(1)	(2)
	Individuell inntekt	Husholdningsinntekt
	Disponerte elbil	Disponerte elbil
Inntektsgrupper		
Inntektsgruppe 2	-0.0555*** (0.0000)	-0.0696*** (0.0000)
Inntektsgruppe 3	-0.0672*** (0.0010)	-0.0928*** (0.0000)
Sentralitetsgrupper		
Sentralitetsgruppe 2	-0.0679*** (0.0000)	-0.0757*** (0.0000)
Sentralitetsgruppe 3	-0.0532* (0.0336)	-0.0824*** (0.0002)
Inntektsgrupper x Sentralitetsgrupper		
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 2	0.0136 (0.3602)	0.0161 (0.3261)
Inntektsgruppe 2 x Sentralitetsgruppe 3	-0.0375 (0.1939)	-0.00755 (0.7983)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 2	-0.0174 (0.5025)	0.0535** (0.0014)
Inntektsgruppe 3 x Sentralitetsgruppe 3	-0.0342 (0.4798)	0.0405 (0.1763)
<i>Konstantledd</i>	0.432*** (0.0000)	0.431*** (0.0000)
Observasjoner		
Høyest gjennomført utdanning	Inkludert	Inkludert
Tilgang til kollektivtransport	Inkludert	Inkludert
Kontrollvariabler	Inkludert	Inkludert
R^2	0.1135	0.1161

Robuste standardfeil i parentesene. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

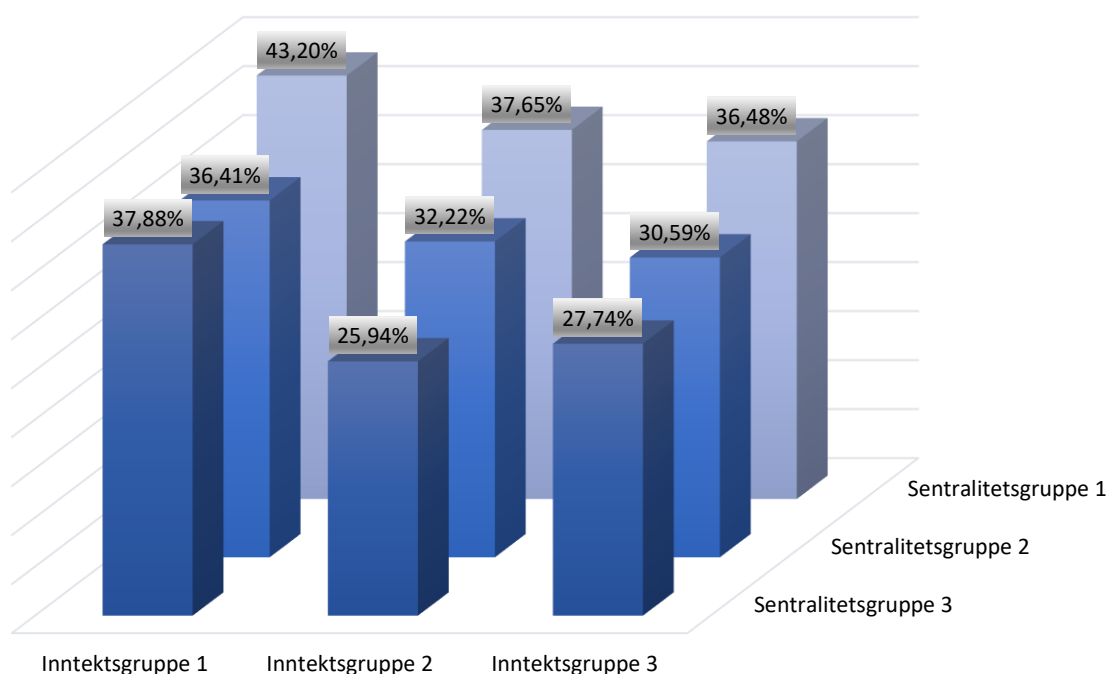
Referansegrupper: Inntektsgruppe 1 (husholdningsinntekt 1. million NOK eller over), Sentralitetsgruppe 1 (høyest sentralitet), Høyest utdanningsnivå (Høyskole/Universitet 5 eller flere år) og Svært dårlig tilgang til kollektivtransport.

Kontrollvariabler: Har maks én bil i husstanden, avstand på reise, alder, kjønn, betaler parkeringsavgift på arbeidsplass, har kollektivkort og måneden reisen ble utført.

Figur 5 tar utgangspunkt i tabell 13 og viser en oversikt av sannsynligheten for å disponere elbil hvor husholdningsinntekten er byttet ut med individuell inntekt. Alt i alt er tendensene de samme som i figur 4, hvor husholdningsinntekt er benyttet. Det er fortsatt høyest sannsynlighet for å disponere elbil for individer som befinner seg i inntektsgruppe 1 og sentralitetsgruppe 1. Det er også fremdeles slik at individer i inntektsgruppe 1 *eller* sentralitetsgruppe 1 har høyere sannsynlighet for å disponere elbil, enn individer tilhørende de andre inntekts- og sentralitetsgruppene.

I figur 4 ble det vist at forskjellene i sannsynligheten var betydelig større mellom sentralitetsgruppe 2 og 1 for individer i inntektsgruppe 1, enn den var mellom sentralitetsgruppe 3 og 2 for samme inntektsgruppe. Det samme gjelder for inntektsgruppe 1 og 3 i figur 5. For inntektsgruppe 2 er det derimot en litt større forskjell i sannsynligheten for å disponere elbil mellom sentralitetsgruppe 3 og 2, enn det er mellom sentralitetsgruppe 2 og 1.

På tross av forskjellene mellom figur 4 og 5, kan hovedkonklusjonen trekkes i samme retning: bosted ser ut til å ha en forsterkende effekt på inntektsskjevhetene påført av elbilpolitikken. Inntektsskjevhetene ser derimot ut til å variere mer i de mellomsentrale og minst sentrale områdene for inntektsgruppe 2 sammenlignet med gruppe 1 og 3.



Figur 5: Sannsynlighet for å disponere elbil i inntekts- og sentralitetsgruppene. Individuell inntekt.

7 DISKUSJON

Denne avsluttende delen av oppgaven inneholder først en sammenligning mellom mine og Sivathas og Øverseth (2020) sine resultater. Deretter følger en sammenligning med forskningen presentert i kapittel 2. Til slutt skal jeg foreslå interessante perspektiver til videre studier med samme tematikk.

7.1 SAMMENLIGNING MED TIDLIGERE FUNN

Aller først er det naturlig å sammenligne mine resultater med Sivathas og Øverseth (2020) sine. I tabell 6 kunne man se at tilbøyeligheten for å disponere elbiler viste at elbilsubsidiene holdt seg regressive i alle sentralitetsgrupper. Dette var en forskjell fra deres tall som viste at elbilsubsidiene var relativt mindre regressive i de mindre sentrale kommunene sammenlignet med de sentrale kommunene. Derfor viser mine resultater at økt elbilandel i landet har økt inntektsskjevhetene mellom de mindre sentrale områdene.

Dersom man sammenligner resultatene fra mine LPM-regresjoner i tabell 7 med Sivathas og Øverseth (2020, s. 35) sine, hadde først og fremst konstantleddene i min tabell høyere absoluttverdi. Det er med andre ord større sannsynlighet for å disponere elbil ut fra mine resultater. Dette gjenspeiler nok den store økningen i antall elbiler fra 2013/14 til 2019. Videre viser inkludering av kontrollvariabler større signifikante forskjeller på inntekts- og sentralitetsvariablene i mine resultater enn hos deres. Det er også verdt å legge merke til at Sivathas og Øverseth (2020) fikk noen flere observasjoner ved inkludering av kontrollvariablene, da jeg fikk et stort frafall. Dette kan være tegn på de mulige manglene ved mitt datasett som er nevnt i kapittel 4.1. Alt i alt viser resultatene likevel til samme tendens: inkludering av kontrollvariablene vil mer eller mindre doble sannsynligheten for at referanseindividet kjører eller disponerer elbil.

Fra probit-regresjonene er resultatene mine fra tabell 8 like Sivathas og Øverseth (2020, s. 38) sine i den forstand at LPM-regresjonen var tilnærmet lik probit-regresjonen.

Derfor fortsatte jeg, som dem, videre analyser med LPM i stedet for probit. Med inkluderingen av et interaksjonsledd er det lettes å sammenligne mine resultater vist i figur 4, med Sivathas og Øverseth (2020, s. 41) sin lignende figur. Resultatene er igjen tilnærmet like, sett bort fra de noen av samme forskjellene som i tabell 6 som viste tilbøyelighet for å disponere elbil. Dette er særlig synlig for inntektsgruppe 2.

I forkant av undersøkelsene hadde jeg en hypotese som tilsa at regioner skulle ha mindre betydning for inntektsfordelingen som følge av elbilpolitikken nå sammenlignet med tidligere. Bakgrunnen for hypotesen var at jeg antok det som rimelig at økningen i antall elbiler i Norge sammen med økt ladeinfrastruktur, hadde gjort elbiler til et mer tilgjengelig alternativ for flere inntektsgrupper – også i mindre sentrale områder.²⁷ Resultatene jeg fikk forsterket imidlertid Sivathas og Øverseth (2020) sine analyser. Det kan derfor sies at bosted fortsatt har en stor innvirkning på sannsynligheten for å disponere elbil.

7.2 SAMMENLIGNING MED ANDRE STUDIER

Steinsland et al. (2018) fant at økning i drivstoffavgiften og å avskaffe reisefradraget, rammer individer med lav inntekt hardt. I tillegg fant Steinsland et al. (2016) at fjerning av reisefradraget rammer individer bosatt i mindre sentrale strøk hardest. Å øke drivstoffavgiften vil gå hardest utover folk i distriktene sammenlignet med bosatte i de mest sentrale områdene. Fordi mine regresjoner ikke inneholder de samme formene for politiske virkemidler, er det utfordrende å gjennomføre en direkte sammenligning av resultatene med mine egne. Allikevel er det verdt å merke seg at det, sett i sammenheng med mine resultater, er den samme gruppen individer som treffes hardt av økt drivstoffavgift og fjerning av reisefradraget som disponerer færrest elbiler. Det er også de samme gruppene som ville hatt størst gevinst av å gå fra fossilbil til elbil på grunn av elbilinsentivene. Elbilene har derimot vært utilgjengelige for folk med lavere inntekt på grunn av høy pris og for folk i distriktene på grunn av manglende ladestasjoner.

Carlsen et al. (2016) viste i sine studier at innbyggere i norske byer opplever en lønnsgevinst knyttet til bosted som individer i mindre sentrale strøk går glipp av. Dette er på grunn av agglomerasjonseffekter. Studiene samsvarte med Fevang et al. (2020) sine studier hvor det ble funnet at elbileiere har høy utdanning og inntekt, og bor i de mest sentrale områdene i landet. Dette samsvarer med mine resultater hvor det var størst sannsynlighet for å disponere elbil for individer i inntektsgruppe 1 som også bodde innenfor den mest sentrale sentralitetsgruppen.

²⁷ Se figur innledningsvis fra kapittel 1.1.

7.3 VIDERE STUDIER

Dersom det skal gjennomføres videre studier med samme tematikk, ville det vært interessant å inkludere variabler for de ulike elbilinsentivene i tillegg til variabelen for parkeringsavgift. Som Sivathas og Øverseth (2020) nevner i sin oppgave, ville det også vært spennende å finne ut om noen elbileiere kjøper elbil på grunn av sitt engasjement for miljøet eller en interesse for ny teknologi. Status er også en mulig grunn til å velge elbil fremfor andre biler. Samtidig ville det vært interessant å se nærmere på elbilbruk og inntektsfordeling kun i de de mer sentrale områdene i landet. På grunn av tilleggsutvalg i RVU 2019 og RVU 2018/19 tilknyttet de ni største byområdene, ville det vært mulig å se hvordan bosted innad i et byområde innvirker på inntektsfordelingseffektene som følge av elbilpolitikken. Resultater fra slike analyser ville antageligvis vært mer representative enn resultater fra landsomfattende analyser.

8 KONKLUSJON

Formålet med denne oppgaven har vært å tilføre ny innsikt til funnene Sivathas og Øverseth (2020) gjorde ved bruk av tall fra RVU 2013/14. Derfor har en stor del av oppgaven vært å sammenligne mine resultater med deres. I sin studie fikk de resultater som tilsa at inntektsskjevhetene som følge av elbilpolitikken økte ved å legge til bostedsdimensjonen. Slik kunne de konkludere med at norske elbilsubsidier var regressive. For mer usentrale områder i landet fant de likevel at elbilsubsidiene var relativt mindre regressive.

På bakgrunn av den økte elbilandelen i landet fra 2014-2019, hadde jeg i forkant av undersøkelsene en hypotese som tilsa at betydningen av regionene bør være mindre tydelige enn før. Ved bruk av datamateriale fra RVU 2019 fant jeg derimot resultater som forsterket Sivathas og Øverseth (2020) funn. Det kan derfor tyde på at bosted fremdeles har stor betydning for sannsynligheten for å disponere elbil, på tross av økningen i andelen elbiler i Norge. Det betyr også at elbilsubsidiene fortsatt er regressive. Til forskjell fra deres resultater kunne mine analyser vise til at elbilsubsidiene holder seg jevnt regressive på tvers av sentralitetsgruppene. Det betyr at den økte elbilandelen i landet har ført til økte inntektsskjevheter mellom de mindre sentrale områdene. Hvis disse resultater legges til grunn, vil det være hensiktsmessig dersom myndighetene ser etter elbilinsentiver som i større grad hensyntar fordelings effekter, både tilknyttet inntekt og regioner.

REFERANSER

- Carlsen, F., Rattsø, J. & Stokke, H. E. (2016). Education, experience, and urban wage premium. *Regional Science and Urban Economics*, 60, 39-40.
- Fearnley, N. (2006). Public transport subsidies in the UK: evidence of distributional effects. *World Transport Policy & Practice*, 12(1). 30-39.
- Fevang, E., Figenbaum, E., Fridstrøm, L., Halse, A. H., Hauge, K. E., Johansen, B. G & Raaum, O. (2020). *Hvem velger elbil? Kjennetegn ved norske elbileiere 2011-2017* (TØI rapport 1780). Transportøkonomisk institutt. Hentet fra <https://www.toi.no/getfile.php?mmfileid=53659>
- Figenbaum, E. & Kolbenstvedt, M. (2016). *Learning from Norwegian Battery Electric and Plug-in Hybrid Vehicle users. Results from a survey of vehicle owners* (TØI rapport 1492). Transportøkonomisk institutt. Hentet fra <https://www.toi.no/getfile.php?mmfileid=43161>
- Grue, B., Landa-Mata, I. & Flotve, B. L. (2021). *Den nasjonale reiseundersøkelsen 2018/19 – Nøkkelrapport*. (TØI rapport 1835). Transportøkonomisk institutt. Hentet fra <https://www.toi.no/getfile.php?mmfileid=71405>
- Harvey, L. D. D. (2020). Rethinking vehicle subsidies, rediscovering energy efficiency. *Energy Policy*, 146, 1-13.
- Hindriks, J. & Myles, G. D. (2013). *Intermediate Public Economics* (2. utg.). The MIT Press.
- Holtmark, B. (2012). Elbilpolitikken – virker den etter hensikten? *Samfunnsøkonomen*, (5), 4-11. Hentet fra https://samfunnsokonomene.no/wp-content/uploads/2019/05/Samf_5_2012.pdf
- Holtmark, B. & Skonhoft, A. (2014). The Norwegian support and subsidy policy of electric cars. Should it be adopted by other countries? *Environmental Science & Policy*, 42, 160-168.
- International Transport Forum. (2018). *The Social Impacts of Road Pricing: Summary and Conclusions* (ITF Roundtable Reports No. 170). OECD Publishing Paris. Hentet fra <https://doi.org/10.1787/d6d56d2d-en>

- Irvine, I. (2017). Electric Vehicle Subsidies in the Era of Attribute-Based Regulations. *Canadian Public Policy*, 43(1), 50-60. Hentet fra <https://muse.jhu.edu/article/651478>
- Jochem, P., Doll, C. & Fichtner, W. (2016). External costs of electric vehicles. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 42, 60-76.
- Meld. St. 4 (2015-2016). *Bedre skatt. En skattereform for omstilling og vekst*. Finansdepartementet. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/meld.-st.-4-20152016/id2456324/?ch=1>
- Meld. St. 7 (2017-2018). *Anmodnings- og utredningsvedtak i stortingssesjonen 2016-2017*. Statsministerens kontor. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/meld.-st.-7-20172018/id2588960/?ch=1>
- Meld. St. 13 (2020-2021). *Klimaplan for 2021-2030*. Klima- og miljødepartementet. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/meld.-st.-13-20202021/id2827405/>
- Meld. St. 20 (2020-2021). *Nasjonal transportplan 2022-2033*. Samferdselsdepartementet. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/meld.-st.-20-20202021/id2839503/?ch=1>
- Miljødirektoratet, Statens vegvesen, Kystverket, Landbruksdirektoratet, Norges vassdrags- og energidirektorat & Enova (2020). *Klimakur 2030: Tiltak og virkemidler mot 2030* (Rapport M-1625). Miljødirektoratet. Hentet fra <https://www.miljodirektoratet.no/globalassets/publikasjoner/m1625/m1625.pdf>
- Norsk Elbilforening. (2021, 8. november). *Fortsatt null elbil-moms – men straffer elektriske firmabiler*. Hentet fra <https://elbil.no/fortsatt-null-elbil-moms-men-straffer-elektriske-firmabiler/>
- Prop. 1 LS (2021-2022). *Skatter, avgifter og toll 2022*. Finansdepartementet. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/prop.-1-ls-20212022/id2875345/>
- Raaum, O., Aabø, T. E. & Karterud, T. (1999). *Utdanning og livsinntekt i Norge* (Rapport 5/1999). Stiftelsen Frischsenteret for samfunnsøkonomisk forskning. Hentet fra https://www.frisch.uio.no/publikasjoner/pdf/rapp99_05.pdf

- Rødseth, K. L., Wangsness, P. B., Veisten, K., Høye, A. K., Elvik, R., Klæboe, R., Thune-Larsen, H., Fridstrøm, L., Lindstad, E., Riailand, A., Odolinski, K. & Nilsson, J.-E. (2019). *Eksterne kostnader ved transport i Norge. Estimer av marginale skadekostnader for person- og godstransport*. (TØI rapport 1704). Transportøkonomisk institutt. Hentet fra <https://www.toi.no/getfile.php?mmfileid=52408>
- Sandmo, A. (1975). Optimal Taxation in the Presence of Externalities. *The Swedish Journal of Economics*, 77(1), 86-98. Hentet fra https://www.jstor.org/stable/3439329?seq=1#metadata_info_tab_contents
- Sandmo, A. (1982). Normativ beskatningsteori – Problemstillinger og resultater. *Statsøkonomisk tidsskrift*, 96(1), 1-22.
- Sivathas, K. & Øverseth, H. P. (2020). *Elbilpolitikk og inntektsfordeling: Betydning av regioner* [Mastergradsavhandling, Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet]. NTNU Open. Hentet fra <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2663618>
- Skog, O.-J. (2017). *Å forklare sosiale fenomener – En regresjonsbasert tilnærming*. (2. utg.) Gyldendahl akademisk.
- Statistisk sentralbyrå. (2020). *Sentralitetsindeksen – Oppdatering med 2020-kommuner*. (Notat 2020/4). Hentet fra https://www.ssb.no/befolkning/artikler-og-publikasjoner/_attachment/413602?_ts=17085d29f50
- Statistisk sentralbyrå. (2021a). *07752: Hushald (prosent), etter hushaldstype, statistikkvariabel, år og inntektsintervall* [Statistikk]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/07752/tableViewLayout1/>
- Statistisk sentralbyrå. (2021b). *06944: Inntekt for husholdninger, etter husholdningstype, statistikkvariabel og år* [Statistikk]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/06944/tableViewLayout1/>
- Statistisk sentralbyrå. (2021c). *07849: Drivstofftype, type kjøring og kjøretøygrupper (K) 2008 – 2020* [Statistikk]. Hentet fra <https://www.ssb.no/statbank/table/07849>
- Steinsland, C., Fridstrøm, L., Madslie, A. & Minken, H. (2018). The climate, economic and equity effects of fuel tax, road toll and commuter tax credit. *Transport policy*, 72, 225-241. Hentet fra <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967070X16305704>

- Steinsland, C., Østli, V. & Fridstrøm, L. (2016). *Equity effects of automobile taxation*. (TØI rapport 1463). Transportøkonomisk institutt. Hentet fra <https://www.toi.no/getfile.php?mmfileid=42067>
- Thorne, Z. & Hughes, L. (2019). Evaluating the effectiveness of electric vehicle subsidies in Canada. *Procedia Computer Science*, 155, 519-526.
- Tolloven. (2007). *Lov om toll og vareførsel* (LOV-2007-12-21-119). Lovdata. Hentet fra <https://lovdata.no/dokument/NL/lov/2007-12-21-119/kap10#kap10>
- Urbanet Analyse. (2021a). *Reisevaner i Mjøsbyen og Innlandet fylke 2018-2019*. (UA-rapport 144/2020). Hentet fra <https://urbanet.frb.io/publikasjoner/reisevaner-i-mjosbyen-og-innlandet-fylke>
- Urbanet Analyse. (2021b). *Reisevaner i Oslo og Viken. En analyse av nasjonal reisevaneundersøkelse 2018/19*. (Prosam-rapport 242). Hentet fra <https://urbanet.frb.io/publikasjoner/reisevaner-i-oslo-og-viken>
- Wooldridge, J. M. (2018). *Introductory Econometrics: A modern approach* (6. utg.) Boston: Cengage Learning.

A APPENDIKS

A.1 NORSKE ELBILINSENTIVER

Tabell A.1: Norske elbilinsentiver per i dag.

Type insentiv	Beskrivelse av insentiv
Landsdekkende insentiv	
Fritak fra MVA	Ble innført i 2001 og gjelder fortsatt for Statsbudsjettet 2022. ²⁸
Fritak fra engangsavgift	Vil fortsatt gjelde i 2022.
Fritak fra omregistreringsavgift	Gjelder per i dag, men er blitt foreslått fjernet. ²⁹
Fritak fra trafikkforsikringsavgift	Gjelder per i dag, men det foreslås å innføre full sats for elbiler i Statsbudsjettet 2022. ³⁰
Reduserte firmabilskatter på 40%	Fordelen for firmaelbiler gjelder per i dag, men har blitt foreslått fjernet av ny regjering. ³¹
Bostedsavhengig insentiv	
Reduserte bomavgifter	Stortinget vedtok at elbileiere ikke skal betale mer enn 50 prosent av ordinær takst. ³²
Reduserte priser ved offentlig parkering	Elbileiere skal ikke betale mer enn 50 prosent av ordinær parkeringsavgift på offentlige parkeringsplasser.
Reduserte ferjepriser	Det er bestemt at elbileiere ikke skal betale mer enn 50 prosent av ordinær pris.
Tilgang på kollektivfelt	Elbiler har tilgang på kollektivfelt, men på grunn av økningen i antall elbil har det kommet restriksjoner. ³³
Finansiell støtte til ladestasjoner	Staten legger til rette for utvikling av ladestrukturen i Norge ved at f.eks. Enova støtter investering av ladepunkter i distriktene hvor private aktører ikke risikerer å investere. ³⁴

²⁸ Støreregjeringen foreslår å beholde elbileieres momsfristak (Norsk elbilforening, 2021).

²⁹ Se for eksempel Prop. 1 LS ((2021-2022), s. 19) om endring i fritaket fra omregistreringsavgiften.

³⁰ Se Prop. 1 LS ((2021-2022), s. 172) for forslag om full sats i trafikkforsikringsavgiften for elbiler.

³¹ Støreregjeringen foreslår å fjerne reduserte firmabilskatter for elbiler (Norsk elbilforening, 2021).

³² Se Meld. St. 7 ((2017-2018), s. 122) for vedtak om reduksjon av bomavgifter, offentlig parkering og ferjepriser for elbileiere.

³³ Se for eksempel Meld. St. 13 ((2020-2021), s. 78) for mer om oppfølging av tilgang til kollektivfeltene.

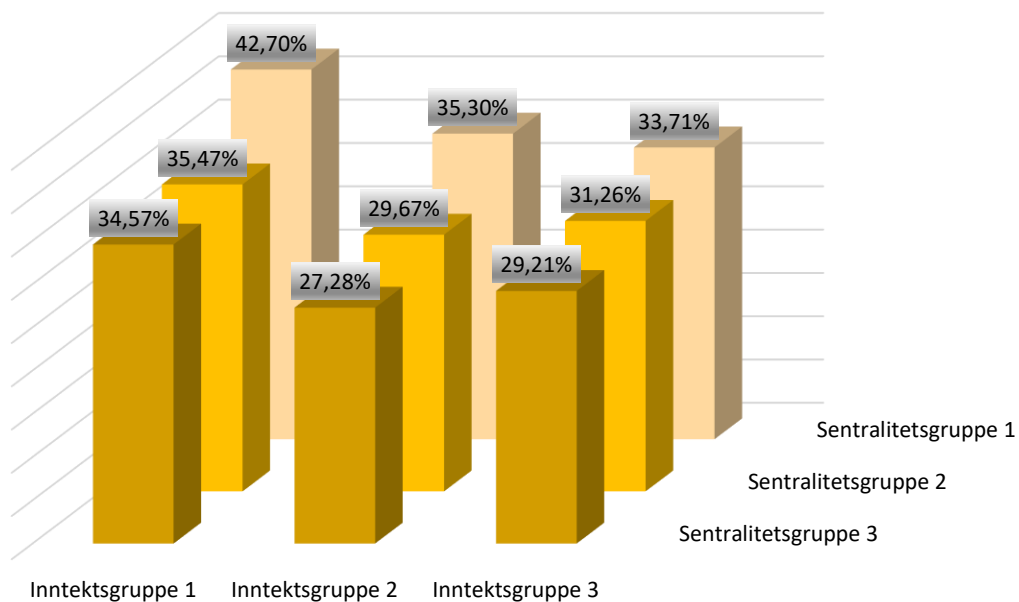
³⁴ I Meld. St. 20 ((2020-2021), s. 116) forklares statens tilrettelegging for ladeinfrastrukturen i landet.

A.2 KORRELASJONSMATRISE

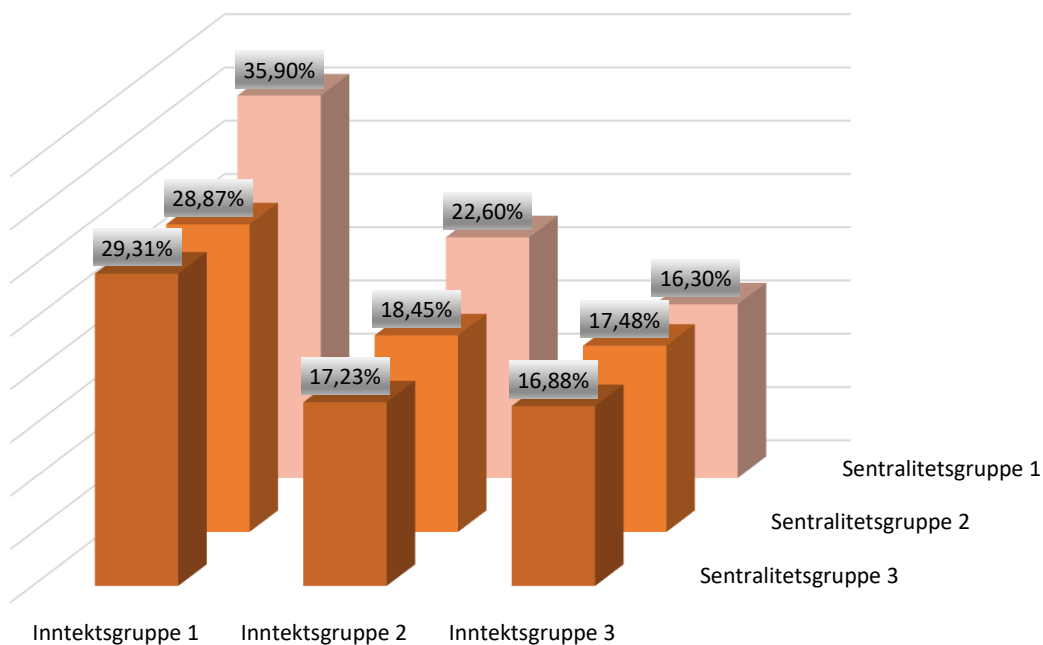
Tabell A.2: Korrelasjon mellom variablene i modellen.

	Disponerte elbil	Inntekt	Sentralitet	Utdanningsnivå	Tilgang kollektivt	Maks én bil	Reiseavstand	Alder	Kvinne	Parkeringsavgift	Kollektivkort eller – app	Måned
Disponerte elbil	1											
Inntekt	-0.1882	1										
Sentralitet	-0.0792	0.0833	1									
Utdanningsnivå	-0.0817	0.2539	0.1183	1								
Tilgang kollektivt	0.0159	-0.0689	-0.3209	-0.1615	1							
Maks én bil	-0.2727	0.3121	-0.1142	-0.0845	0.2148	1						
Reiseavstand	0.0397	-0.0200	0.0286	0.0302	-0.0750	-0.0386	1					
Alder	-0.0329	-0.1241	0.0104	-0.0396	-0.0189	-0.0620	-0.0010	1				
Kvinne	-0.0172	0.0485	0.0225	-0.1004	-0.0371	0.0154	-0.0666	-0.0153	1			
Parkeringsavgift	-0.0028	-0.0565	-0.0507	-0.1944	0.1020	0.1008	-0.0076	0.0242	0.0942	1		
Kollektivkort eller – app	0.0705	-0.1031	-0.1792	-0.2155	0.2393	0.1402	-0.0015	-0.0603	0.0400	0.1239	1	
Måned	0.0494	-0.0154	0.0184	-0.0087	0.0355	0.0141	-0.0062	-0.0975	-0.0417	0.0218	0.0290	1

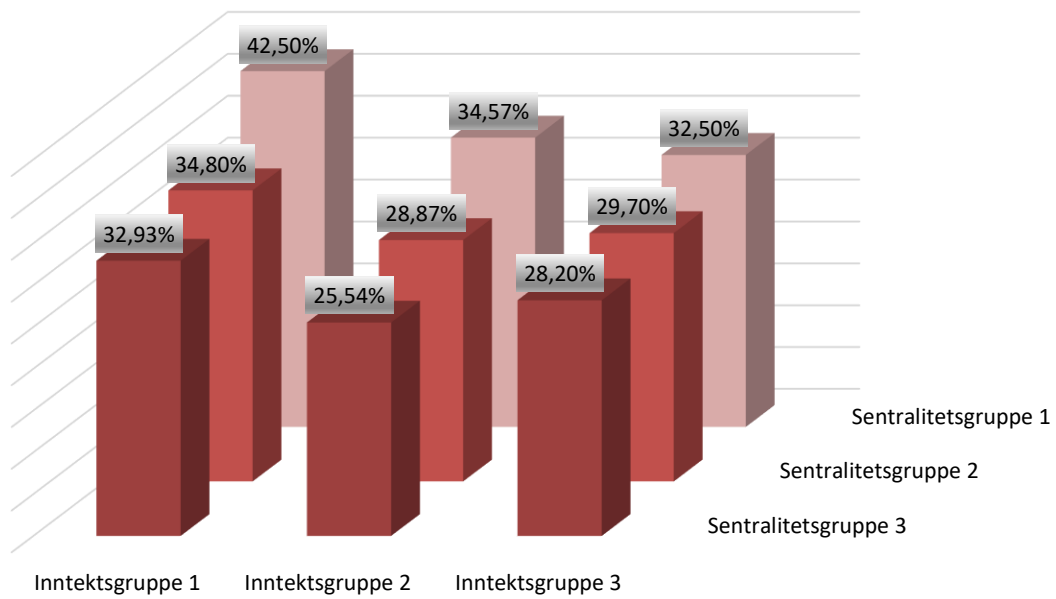
A.3 SANNSYNLIGHET FOR Å DISPONERE ELBIL MED UTELATTE KONTROLLVARIABLER



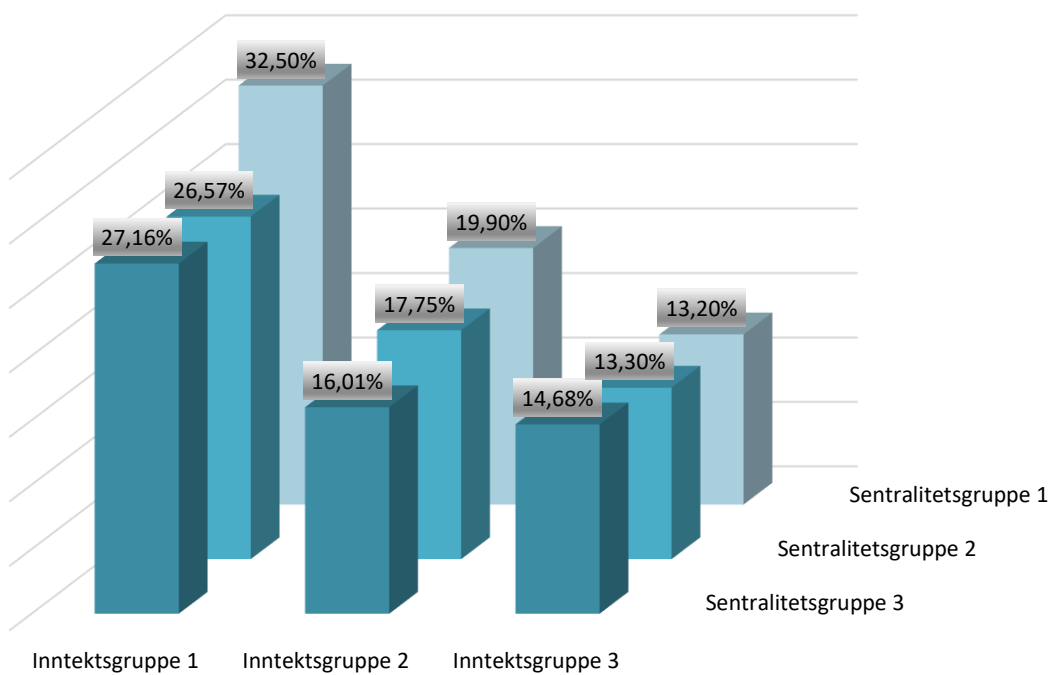
Figur A.1: Sannsynlighet for å disponere elbil. Reiseavstand utelatt..



Figur A.2: Sannsynlighet for å disponere elbil. Parkeringsavgift utelatt.



Figur A.3: Sannsynlighet for å disponere elbil. Tilgang til kollektivtransport utelatt.



Figur A.4: Sannsynlighet for å disponere elbil. Reiseavstand, parkeringsavgift og tilgang til kollektivtransport utelatt.

A.4 SSBS SENTRALITETSKLASSER FRA 2018

Kommuner skrevet i kursiv, er de hvor det ikke finnes registrerte respondenter fra RVU 2019. Legg merke til at alle kommunene i sentralitetsklasse 1, 2 og 3 er representert i datamaterialet, sett bort fra én kommune i klasse 3.

Sentralitetsklasse 1

Oslo, Lørenskog, Skedsmo, Bærum, Rælingen, Asker, Drammen, Moss.

Sentralitetsklasse 2

Oppegård, Ski, Ullensaker, Stavanger, Frogn, Bergen, Ås, Trondheim, Nedre Eiker, Lier, Askim, Tønsberg, Rygge, Horten, Sarpsborg, Gjerdrum, Sandnes, Nittedal, Fredrikstad, Røyken, Vestby, Fet, Randaberg, Hamar, Sola, Sandefjord.

Sentralitetsklasse 3

Sørumsund, Spydeberg, Porsgrunn, Kristiansand, Øvre Eiker, Nesodden, Klepp, Eidsberg, Sande, Kongsberg, Larvik, Eidsvoll, Skien, Hobøl, Halden, Færder, Time, Holmestrand, Råde, Nannestad, Haugesund, Ålesund, Lillehammer, Våler, Re, Enebakk, Nes, Ringerike, Stange, Fjell, Askøy, Malvik, Modum, Grimstad, Hurum, Tromsø, Gjesdal, Gjøvik, Arendal, Bodø, Hole, Trøgstad, Aurskog-Høland, Kongsvinger, Stjørdal, Rakkestad, Klæbu, Løten, Skiptvet, Os, Lillesand, Ringsaker, Hå, Lunner, Søgne, Gran, Mandal, Sør-Odal, Orkdal, Melhus, Bamble, Molde – *Jevnaker*.

Sentralitetsklasse 4

Vestre Toten, Meland, Kristiansund, Vennesla, Songdalen, Karmøy, Elverum, Notodden, Levanger, Svelvik, Eigersund, Førde, Verdal, Bø, Skaun, Harstad, Sula, Marker, Lindås, Kragerø, Voss, Steinkjer, Stord, Ulstein, Østre Toten, Hurdal, Rennesøy, Volda, Hvaler, Ørsta, Tysvær, Namsos, Strand, Skodje, Alta, Giske, Nord-Odal, Rana, Nome, Lyngdal, Osterøy, Tvedestrand, Birkenes, Narvik, Risør, Vefsn, Flesberg, Froland, Ørskog, Øyer, Eidskog, Hareid, Gol, Bjerkreim, Farsund, Øygarden, Sogndal, Sund, Sykkylven, Evje og Hornnes, Flekkefjord, Samnanger, Gausdal, Lindesnes, Nordre Land, Sortland, Fauske, Sveio, Herøy, Kvam, Radøy, Søndre Land, Inderøy, Nord-Aurdal, Åsnes, Våler, Røros, Grue, Alstahaug, Oppdal, Siljan, Fræna, Sokndal, Selbu, Ål, Midtre Gauldal, Tynset, Austrheim, Odda, Ringebu, Vindafjord, Kvinesdal, Haram, Vestnes, Nord-Fron, Vaksdal – *Sauherad, Flora, Hammerfest, Rømskog, Sigdal, Gjerstad, Aremark, Nes, Forsand*.

Sentralitetsklasse 5

Frosta, Marnadal, Ørland, Bømlo, Sunndal, Lenvik, Vågan, Vadsø, Meldal, Hol, Eid, Sør-Varanger, Seljord, Hemne, Overhalla, Sel, Lund, Gloppen, Vestvågøy, Iveland, Drangedal, Sauda, Finnøy, Averøy, Hemsedal, Stranda, Rauma, Meråker, Indre fosen, Åmot, Vågå, Aukra, Krødsherad, Brønnøy, Sørreisa, Sør-Fron, Stordal, Fusa, Leikanger, Surnadal, Etne, Vikna, Hornindal, Trysil, Kviteseid, Årdal, Saltdal, Rennebu, Målselv, Øystre Slidre, Hadsel, Bardu, Tinn, Austevoll, Gjemnes, Kvinnherad, Bjugn, Rollag, Agdenes, Verran, Alvdal, Tingvoll, Nordreisa, Dovre, Sør-Aurdal, Hemnes, Åmli, Midsund, Lom, Tysnes, Salangen, Balsfjord, Skjervøy, Leirfjord, Øksnes, Skånland, Høyanger, Bygland, Sørfold, Skjåk, Hitra, Tolga, Snillfjord, Frøya, Vinje, Stor-Elvdal, Ulvik – *Eide*, *Vågsøy*, *Bokn*, *Naustdal*, *Stryn*, *Audnedal*, *Gaular*, *Rindal*, *Sirdal*, *Hægebostad*, *Vestre Slidre*, *Fitjar*, *Kvæfjord*, *Granvin*, *Hjartdal*, *Etnedal*, *Fjaler*, *Vegårshei*, *Luster*, *Grong*, *Os*, *Jølster*, *Namdalseid*, *Karasjohka (Karasjok)*, *Sande*, *Porsanger*, *Flå*, *Lærdal*, *Lødingen*, *Neset*, *Båtsfjord*, *Vanylven*.

Sentralitetsklasse 6

Åseral, Eidfjord, Norddal, Åfjord, Snåsa, Tokke, Lesja, Høylandet, Hjelmeland, Nissedal, Andøy, Nordkapp, Ullensvang, Holtålen, Vardø, Suldal, Ballangen, Selje, Aure, Sømna, Kvitsøy, Gratangen, Grane, Meløy, Guovdageaidnu (Kautokeino), Gildeskål, Jondal, Lyngen, Flatanger, Bykle, Fyresdal, Smøla, Hattfjelldal, Karlsøy, Hamarøy, Roan, Dønna, Steigen, Lierne, Leka, Loppa, Hasvik – *Balestrand*, *Nærøy*, *Evenes*, *Masfjorden*, *Aurland*, *Nore og Uvdal*, *Vik*, *Bø*, *Modalen*, *Askvoll*, *Storfjord*, *Vang*, *Nesna*, *Folldal*, *Lavangen*, *Tranøy*, *Halsa*, *Tjeldsund*, *Hyllestad*, *Dyrøy*, *Tydal*, *Deatnu (Tana)*, *Rendalen*, *Bremanger*, *Herøy*, *Fosnes*, *Valle*, *Unjarga (Nesseby)*, *Gulen*, *Flakstad*, *Kvalsund*, *Sandøy*, *Moskenes*, *Osen*, *Beiarn*, *Ibestad*, *Berg*, *Gaivuotna (Kåffjord)*, *Kvænangen*, *Berlevåg*, *Lebesby*, *Engerdal*, *Namsskogan*, *Fedje*, *Bindal*, *Torsken*, *Tysfjord*, *Røyrvik*, *Måsøy*, *Vega*, *Gamvik*, *Værøy*, *Røst*, *Vevelstad*, *Solund*, *Lurøy*, *Rødøy*, *Træna*, *Utsira*.

