

En ny generasjon strømkunder?

Effekten av smarte strømmålere
på strømforbruk i husholdningene

Vemund Vikjord

10. mai 2017



LEVERT FOR GRADEN
MASTER I SAMFUNNSØKONOMI
ØKONOMISK INSTITUTT
UNIVERSITETET I OSLO

UNIVERSITETET I OSLO

ØKONOMISK INSTITUTT

MAI 2017

EN NY GENERASJON STRØMKUNDER?

EFFEKTEN AV SMARTE STRØMMÅLERE
PÅ STRØMFORBRUK I HUSHOLDNINGENE

STUDENT: VEMUND VIKJORD **HOVEDVEILEDER:** KJELL ARNE BREKKE

BIVEILEDER: KAREN EVELYN HAUGE

MED FINANSIELL STØTTE GJENNOM FRISCH-STIPENDET. OPPGAVEN ER DEL AV FRISCH-PROSJEKTET 3501: *Smarte målere, smarte forbrukere*, I SAMARBEID MED RINGERIKS-KRAFT.

Opphavsrett © Vemund Vikjord, 2017

En ny generasjon strømkunder?

Effekten av smarte strømmålere på strømforbruk i husholdningene

Vemund Vikjord, Økonomisk institutt, Universitetet i Oslo

<http://www.duo.uio.no/>

Print: Reprosentralen, Universitetet i Oslo

“Smart anvendelse av digital teknologi kan muliggjøre en bedre ressursutnyttelse og mer effektiv energibruk.”

MELD. ST. 27 (2015–2016), SIDE 13

Sammendrag

I denne oppgaven studerer jeg om og hvordan innføringen av smarte strømmålere påvirker strømforbruket i norske husholdninger når dataene fra strømmåleren formidles til strømkunden gjennom en mobilapp. Jeg estimerer effekten på fire ulike utfallsvariable: strømforbruk per måned, kostnader per måned, variasjon i forbruket over døgnet og andelen av forbruket i den dyre perioden av kvelden. I den empiriske analysen bruker jeg tidsseriedata fra rundt 12 000 norske husholdninger over en toårsperiode. 699 av disse lastet ned appen; jeg estimerer den gjennomsnittlige effekten på husholdningene med appen ved hjelp av en metode med syntetiske kontroller. Denne metoden benytter en rutine i Stata som er utviklet av Abadie, Diamond og Hainmueller (2010).

I tillegg setter jeg opp et teoretisk modell over konsumentatferd i en omgivelse der en husholdning maksimerer forventet nytte med hensyn til sitt aktivitetsnivå, basert på forventede spotpriser. Aktivitetsnivået påvirker strømbruken, men bestemmer den ikke presist på grunn av eksogene og ukjente etterspørselsjokk. Med denne modellen predikerer jeg hvilke atferdsendringer man kan forvente når husholdningen laster ned en app som antas å gi den perfekt informasjon om variasjonen i spotprisene for strøm på tvers av døgnet.

Jeg finner at strømforbruket i husholdningene øker som følge av appen. Effekten er sterkest i månedene etter intervensjonen begynte, men varer ut hele intervensjonsperioden på syv måneder. Kostnadene knyttet til strømforbruk påvirkes ikke av appen. Estimater for effekten på variasjonen i forbruket over døgnet viser en svak økning, men størrelsesorden er så lav at resultatet ikke bør regnes som økonomisk signifikant. Til sist estimerer jeg en vridning i forbruket til den dyre perioden av kvelden i månedene etter intervensjonen begynte. Denne effekten dør ut over intervensjonsperioden.

Forord

Denne oppgaven markerer slutten på mange års samfunnsøkonomistudier for min del. Lite ante jeg i 2010 at jeg skulle skrive masteroppgave om *smarte strømmålere* – de små apparatene som måler strømforbruket i hjemmet og kan kommunisere med en mobilapp eller et display, eksisterte ikke da jeg tok fatt på bachelorgraden. Det viser hvor hurtig terrenget utvikler seg og stadfester behovet i akademia for stadig å pløye ny mark.

I prosessen med oppgaven har jeg reflektert en hel del rundt mitt eget strømforbruk: Vet jeg hva egentlig det koster å ta en dusj, å støvsuge gulvet eller å varme opp stua? Hva skal få meg til å vaske klær om natten istedenfor om dagen? Hvis jeg kunne avlese strømforbruket mitt hver dag på telefonen, ville jeg ønske å gjøre det? Dette er noen av spørsmålene som ligger til grunn for denne oppgaven, og som jeg forhåpentlig kan kaste et oppklarende lys over.

Jeg vil først og fremst takke veilederne mine Kjell Arne Brekke og Karen Evelyn Hauge for veldig skarpe innspill underveis i skriveprosessen og oppmuntrende ord. En stor takk også til Espen Stokkereiit for råd i forbindelse med teorimodellen, til David Fjellheim for nyttige samtaler om kraftmarkedet, og til Jørgen Tresse for god hjelp i Stata. Dessuten er jeg takknemlig for tiden jeg har kunnet tilbringe i det hyggelige kollegiet ved Frischsenteret, og har satt pris på de gode arbeidsvilkårene der. Denne oppgaven er blitt til med finansiell støtte gjennom Frisch-stipendet.

Alle gjenværende feil i oppgaven er ene og alene mitt ansvar.

Oslo, mai 2017
Vemund Vikjord

Innhold

1	Innledning	1
2	Teoretisk rammeverk	6
2.1	Motivasjon	6
2.2	Modell	7
2.2.1	Borenstein (2009)	7
2.2.2	Modell med spotprisavtale	9
2.3	Diskusjon	12
2.4	Hypoteser	13
3	Data og empirisk strategi	14
3.1	Data	14
3.2	Seleksjonseffekt	16
3.3	Empirisk strategi	18
3.4	Etablering av syntetisk kontrollgruppe	19
3.4.1	Strømforbruk per måned	20
3.4.2	Kostnad per måned	20
3.4.3	Variasjon i strømforbruk over døgnet	20
3.4.4	Andel av forbruk i dyr periode av kvelden	21
4	Resultater	22
4.1	Strømforbruk per måned	22
4.2	Kostnad per måned	23
4.3	Variasjon i strømforbruk over døgnet	23
4.4	Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden	23
4.5	Diskusjon	24
4.5.1	Forbruket per måned	24
4.5.2	Kostnad per måned	25
4.5.3	Variasjon i strømforbruk over døgnet	25
4.5.4	Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden	26
5	Konklusjon og oppsummering	27
6	Figurer og tabeller	29

Figurer

1	Utrulling av AMS i Norge i 2017 (NVE, 2017).	4
2	Gjennomsnittlig spotpris gjennom døgnet	15
3	Markedsføring av appen på Ringeriks-Krafts nettsider	17
4	Strømforbruk per måned	34
5	Kostnad per måned	34
6	Standardavvik over døgnet	35
7	Andel av forbruk i dyr periode av kvelden	35

Tabeller

1	Strømforbruk per måned	30
2	Kostnad per måned	31
3	Standardavvik over døgnet	32
4	Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden	33

1 Innledning

Klimautfordringene er en av de største globale truslene i dag. I takt med at verdens energibehov øker, blir også forståelsen bredere for at store deler av strømproduksjonen som skal møte dette behovet, har negative konsekvenser for naturens bærekraft lokalt og globalt. Samtidig foregår det en rivende teknologisk utvikling som kan bidra til å håndtere begge disse utviklingene. Ved hjelp av smarte strømmålere som registrerer forbruksdata på timesbasis og tilbakeformidler dette til strømkunden via en app eller et display, kan husholdningene få bedre kontroll på strømforbruket sitt. På tiden det tar å sjekke været kan dermed strømkunder holde seg løpende oppdatert på strømforbruk og -kostnader. Det kan resultere både i lavere strømregninger og redusert klimabelastning.

I denne oppgaven analyserer jeg effekten på norske husholdningers strømforbruket av en app med forbruksdata og strømsparetips. Først presenteres et teoretisk rammeverk som søker å forklare hvilke atferdsendringer vi kan forvente å observere når husholdningene får informasjon fra smarte strømmålere, også kjent som AMS-målere (Avansert Måle- og Styringsystem). Deretter estimeres effekten av slik formidling ved hjelp tidsseriedata fra en studie av omtrent 12 000 norske strømkunder.¹ Det er interessant å finne ut om en app av denne typen påvirker husholdningens atferd med hensyn til samlet strømforbruk, strømutgifter og tilpasning av forbruket over døgnet.

Innledningsvis kan det være nyttig med noen begrepsmessige avgrensninger. Elektrisk effekt har enheten watt og måler hvor for energi overføres, med andre ord energibruk per tid. Elektrisk last brukes synonymt med effekt. Elektrisk energi på den annen side har enheten kilowatt-time og måler forbruket av strøm over en gitt tidsperiode. For eksempel forbruker en 60-watts lyspære som står på en halvtime 0,0030 kWh.

¹Innen 1. januar 2019 skal alle norske strømkunder få installert avanserte måle- og styrings-systemer. Innføringen har hjemmel i forskrift om kraftomsetning og netjtjenester, hvor dette ble innført som et eget kapittel i juni 2011. I forskriften defineres en rekke funksjonskrav, blant annet lagring av måleverdier med registreringsfrekvens på maksimalt 60 minutter, samt registrering av effektflyt mellom kraftleverandør og strømkunden. Disse funksjonene innebærer et vesentlig fremskritt overfor tradisjonelle strømmålere gjennom at AMS-måleren automatisk sender data om strømuttaket i husholdningen til nettselskapet. Kraftselskapet får dernest tilgang til denne informasjonen og kan dermed gi kunden en avregning som i større grad enn før reflekterer det faktiske forbruket. Tidligere har kraftselskapene måtte stipulere et strømforbruk for hver kunde basert på et typisk forbruksmønster, gitt en rekke statiske forhold som boligstørrelse og -type.

Strømprisen husholdningene står overfor oppgis i kroner per kWh. Altså beregnes kostnadene ved bruken av elektriske apparater i en husholdning med utgangspunkt i kilowatt-timer og ikke i watt. Prisen på kraftmarkedet fastsettes hver time på kraftbørsen og varierer gjennom dagen. Så for at en husholdning skal få en lavere strømregning, må den redusere antall kWh eller vri forbruket til timer på døgnet med billigere strøm. Samtidig er det den samlede effekten på et gitt tidspunkt i strømmettet som forårsaker belastning på nettet. Perioder med høylast innebærer at husholdningens samlede effektuttak fra nettet er stor. Når nettselskapene bygger ut strømmettene, er det i hovedsak for å ha tilstrekkelig med kapasitet i høylasttimene. Derfor kan man si at et jevnere strømforbruk er i nettselskapenes interesse. Derimot er husholdningenes primære interesse ikke er jevnere, men et lavere strømforbruk. Siden disse to målsetningene ikke sammenfaller, betyr det at prismekanismen alene ikke nødvendigvis fører til et samfunnsøkonomisk resultat.

Skyggeprisen av investeringer i strømmettet er svært høy om man dømmer ut ifra tidligere og pågående utbyggingsprosjekter. Derfor kan samfunnet spare betydelige ressurser på å begrense strømbruken i høylasttimene. Flaskehalsene i nettet finner normalt sted mellom 7 og 9 om morgenen og mellom 17 og 20 om kvelden, altså effektbruken i husholdningene som tilhører samme distribusjonsnett er høy. En liten prosentvis økning i strømbruken i høylasttimene vil fremtvinge investeringer, mens en tilsvarende økning utenfor høylasttimene er helt problemfritt med tanke på kapasiteten i nettet. Energitapet er dessuten i strømkablene øker overproportjonalt med belastningen, slik at overføringen av elektrisk kraft er mindre effektiv i høylasttimene. I tillegg øker risikoen for strømbrudd i høylasttimene som følge av overbelastning. Hvis den nåværende økningen i norske husholdningers strømforbruk vedvarer, vil nettselskapene måtte oppgradere og bygge ut strømmettene for å imøtekomme den økte belastningen. Derfor er det effektivitetsfremmende hvis AMS-målerne motiverer kundene til å vri strømforbruket vekk ifra høylasttimene.

Flertallet av landene i Vest-Europa har i likhet med Norge vedtatt en forskriftsmessig innføring av AMS. Utrullingen har nådd rundt en tredjedel av EUs 283 millioner strømkunder ved utgangen av 2016, og andelen ventes å nå to tredjedeler innen fem år.² En viktig driver i denne utviklingen er EUs felles energipolitikk, som blant annet omfatter mål om å kutte utslipp av drivhusgasser med 20% og

²Ryberg, 2017.

forbedre energieffektiviteten med 20 % innen år 2020.³⁴ I USA har over halvparten av husholdningene installert smarte strømmålere.⁵ AMS-målere er en forutsetning for utviklingen av smarte strømmnett.⁶ Mens andre europeiske land er i ferd med å rulle ut første generasjons smarte strømmålere, har foregangslandene Italia og Sverige allerede 100 % dekningsgrad av teknologien og forbereder seg på andre generasjons målere.⁷ I Norge er utrulling påbegynt over hele landet, men den er ferdigstilt i et fåtall kommuner, se figur 1.

Det fins en relativt stor litteratur som omhandler strømforbruk i husholdningene. Tidligere studier har tatt for seg både pekuniære og ikke-pekuniære virkemidler for å påvirke strømforbruket. Det finnes noe empirisk belegg for at mekanismer som smarte strømmålere og informasjon på strømmregningen kan redusere privat energiforbruk betydelig. Disse resultatene er sensitive for metodologien; flere studier finner liten eller ingen effekt av liknende mekanismer i andre omgivelser.

Alcott (2011) estimerer ved hjelp av et stortiltet naturlig felteksperiment effekten av å sende amerikanske husholdninger informasjon om deres eget strømforbruk i forhold til naboene. Denne informasjonen kommer i form av månedlige brev, som også inneholder strømsparetips. Forfatteren finner at denne mekanismen reduserer strømforbruket med 2,0 % i gjennomsnitt, noe som tilsvarer effekten av en prisøkning på 11-20 %. Reduksjonen finner hovedsaklig sted hos den tidelen av husholdningene som hadde høyest forbruk i forkant av eksperimentet. Studien til Alcott skiller seg fra denne ved å fokusere på den sosiale sammenligningen mellom naboer. Dermed blir de sosiale preferansene den viktigste driveren bak en eventuell effekt av appen. Jeg studerer hovedsakelig effekten av at husholdningene blir bedre informert om og bevisst på eget faktisk forbruk og prisvariasjoner over tid.

Borenstein (2005) finner at spotprising av elektrisitet kan føre til et signifikant lavere og jevnere strømforbruk, selv om etterspørselen er svært uelastisk. Han studerer også et prisskjema med ett nivå for prisene på én tid av døgnet og et annet nivå ellers, såkalt "time-of-use"-prising, men konkluderer med at det bare vil føre til en minimal effektivitetsgevinst sammenlignet med spotprising.

³Ryberg, 2016.

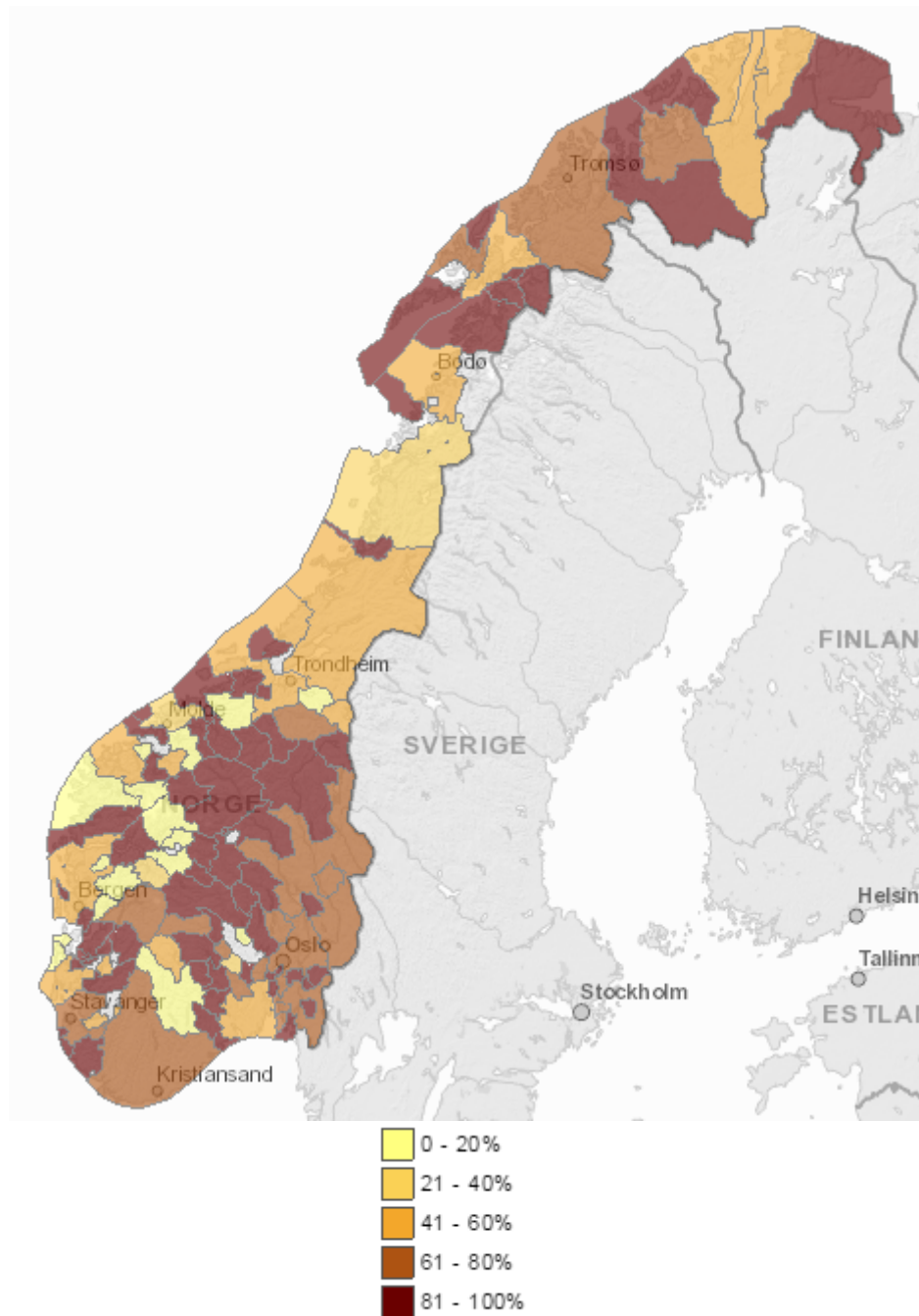
⁴Europakommisjonen, 2017.

⁵St. John, 2016.

⁶Smart Grids, 2013.

⁷Ryberg, 2017.

Figur 1: Utrulling av AMS i Norge i 2017 (NVE, 2017).



Sælen & Westskog (2013) er en studie av norske strømkunder og bruker mekanismer som ligner dem jeg studerer. De undersøker om sosial sammenligning og informasjon om potensielle innsparingsmuligheter i kroner, formidlet gjennom strømreregningen, kan oppmuntre husholdninger til å spare strøm. De finner svært begrenset

evidens for dette i sine data og argumenterer at de færreste husholdningene ser på strømregningen sin, noe som gjør dem til uegnede kommunikasjonsmedier for denne type informasjon.

Den foreliggende studien bidrar til forståelse om husholdningers atferdsrespons på informasjon om strømpriser og strømforbruk som oppdateres daglig via en app. Datasettet jeg bruker har timesvise observasjoner på strømforbruk hos et stort antall husholdninger med en forbruksapp; slike data er meg bekjent de første av sin type i Norge og stammer fra kraftkunder som var blant de første til å få installert AMS-målere og få tilbud om en slik app. Dermed har jeg kunnet studere effekten av hyppig tilbakemelding om utviklingen i husholdningens strømutgifter. Resultatene har flere potensielle politikkomplikasjoner, både med hensyn til utformingen av kraftselskapenes forbruksapper, mulighetsrommet for innsparing i husholdningene og størrelsesorden av eventuelle effekter på strømforbruket.

2 Teoretisk rammeverk

2.1 Motivasjon

Jeg søker en mekanisme som kan forklare eventuelle atferdsendringer hos husholdningene som følge av appen. Helt konkret ønsker jeg å modellere en husholdnings nyttemaksimeringsproblem der strømprisen er en relevant variabel, og hvor tilgangen på appen bestemmer hvor godt husholdningen kan anslå strømprisen. Til det formålet videreutvikler jeg en modell fra Borenstein (2009) som bygger på antakelsen at husholdningene i utgangspunktet ikke overvåker strømprisene og det løpende forbruket sitt fra time til time. Det ville kreve at husholdningen daglig avleser strømprisene på Internett, har perfekt kjennskap til effekten i watt for samtlige elektriske apparater i husstanden og fører fortløpende regnskap over strømbruken i kilowatt-timer.

Slik atferd er usannsynlig med tanke på tidsbruken dette ville medføre. Hvis en person bruker to minutter hver dag på å holde oversikt med strømforbruket sitt, og personens alternativkostnad er 200 kroner i timen, ville denne tidsbruken alene tilsvare rundt 2400 kroner årlig. Dette utgjør mer enn en hel måneds gjennomsnittlige strømutgifter i vårt datasett. Isteden foreslår jeg en modell hvor husholdningen basert på *forventet strømpris* fastsetter et gitt aktivitetsnivå hver time av døgnet basert på avveiningen mellom marginalnytte og forventet marginalkostnad.

En annen overveiing har også vært førende i valget mitt av modell. Jeg har foretrukket en modell som tillater begrenset rasjonalitet hos husholdningene, det vil si en modell som ikke krever at beslutningstakerne i husholdningene er perfekt informerte, alltid tar tidskonsistente valg og ikke har sosiale preferanser. Det er nærliggende å tro at norske husholdninger er underinformerte med hensyn til utviklingen i strømprisen⁸ og at de ikke overvåker strømforbruket sitt fra time til time. Dessuten fins det en hel litteratur i atferdsøkonomi og psykologi som finner at økonomiske agenter responderer på sosial sammenligning.

Det finnes flere alternative måter å modellere denne situasjonen. Én tilnærming

⁸Nord Pool Spot lanserte 7. februar 2017 en mobilapp som daglig gir pushvarsler om spotprisene for strøm frem til i morgen. Denne appen synes ennå ikke å være spesielt utbredt, selv om den kan tenkes å føre til innsparinger for strømkunder med spotprisavtale. For øvrig kan spotprisene for strøm når som helst avleses på Internett.

er å bruke teorien om en husholdnings produktfunksjon og definere strøm som en innsatsfaktor for nyttebringende konsum. Ideen ble foreslått av Muth (1966) og beskriver husholdningens produktfunksjoner $x_g = x_g(y_{g_1}, \dots, y_{g_{n_g}})$, hvor x_g er forbrugsgoder som mat og y_{g_i} er innsatsgoder slik som halvfabrikater og råvarer. Dette rammeverket lar seg enkelt utvide til å omfatte ikke-spiselige innsatsfaktorer som elektrisitet eller bensin, så lenge det finnes veldefinerte priser for disse.

Alternativt kan situasjonen modelleres som et stoppeproblem hvor husholdningen i kontinuerlig tid velger hvor mye informasjon den skal samle om strømpriser og de ulike husgerådernes strømbruk. (For eksempel Fudenberg et al. (2016)). I en slik modell ville fokuset vært graden av usikkerhet om priser og andre forhold som er relevante for nyttemaksimeringen. En annen tilnærming er å formulere husholdningens problem som et kostnadsminimering for gitt nyttenivå. En slik modell har flere fordelaktige trekk, blant annet at den er relativ enkel å løse og en intuitiv tolkning. Valget har ikke desto mindre falt på Borensteins metodikk, av tre hovedgrunner: (a) Man kan forholde seg agnostisk til hvorfor husholdningen ikke informerer seg om relevante forhold, slik som strømpriser; dermed tillates både atferdsøkonomiske forklaringer og forklaringer som er i tråd med rasjonelle aktører. (b) Modellen lar seg enkelt utvide fra en statisk til en dynamisk kontekst, slik at den bedre kan beskrive den foreliggende situasjonen med forbruksbeslutninger hver time, men fakturering kun en gang i måneden. (c) Jeg ønsket å arbeide med en modell hvor penger inngår direkte i konsumentens nyttefunksjon, slik at jeg ikke trenger å ta stilling til forbruket av øvrige goder.

2.2 Modell

Jeg begynner med å skissere modellen i Borenstein (2009), redegjøre hva forfatteren ønsket å studere og oppsummere resultatene hans. Deretter går jeg gjennom hvilke konkrete tilpasninger jeg har gjort overfor denne modellen, løser optimeringsproblemet og diskuterer den ekstra konklusjonen dette gir.

2.2.1 Borenstein (2009)

Utgangspunktet for Borensteins metode var det amerikanske strømmarkedet med kunder som står overfor “stigende-blokk-prising”, de vil si én konstant marginalpris for alle konsumerte enheter strøm opp til en viss grense, og deretter en høyere marginalpris for alle overskytende enheter. I et slikt system blir marginalprisen en

funksjon av konsumert mengde. Så dersom strømkunden ikke vet nøyaktig hvor stort det inframarginale strømforbruket innenfor en faktureringsperiode er, vet kunden heller ikke med sikkerhet hvilken marginalpris den står overfor. Denne usikkerheten fanger Borenstein opp i modellen ved den stokastiske variabelen X , som reflekterer at behovene for energi i en husholdning er utsatt for sjokk, og avhenger av forhold slik som vær og utetemperatur. Ulike realiseringer av X fører til ulike marginalpriser på strøm, men siden konsumenten ikke kjenner X ex ante, kjenner den heller ikke den marginalprisen på strøm som til enhver til gjelder. Så istedenfor å kontrollere strømforbruket ned til hver enkelt kilowatt-time, velger husholdningen *forbruksregler* som definerer et slags gitt strømspareregime. Disse forbruksreglene oppdateres først når husholdningen får tilbakemelding i form av strømrregningen en gang i måneden.

Konsumentens nyttefunksjon er

$$U = V(q(r, X), X) + (I - B(q(r, X))) \quad (1)$$

hvor $V(\cdot)$ er nytten av strømforbruk, som er en funksjon av konsumert mengde, q , og etterspørselssjokk, X . Den konsumerte mengden er en funksjon av forbruksreglene, r , og etterspørselssjokkene. Konsumenten styrer q utelukkende gjennom sine valg av r , som må treffes før realiseringen av X er kjent. B representerer strømutgiftene og har en pengeenhet. Det er en ikke-lineær funksjon av det samlede strømforbruket, q , og implisitt av marginal strømpris som antar to (eller flere) ulike verdier avhengig av konsumert mengde. I er husholdningens samlede inntekt og tas som eksogen. $(I - B(q(r, X)))$ er dermed residualinntekten – samlet inntekt I minus strømrregningen $B(\cdot)$.

Konsumenten velger forbruksregler for å maksimere samlet nytte av strømforbruket og det budsjettet som blir igjen etter at strømrregningen er betalt. Budsjettskran-ken blir på den måten inkorporert i selve målfunksjonen. Det at prisene ikke inngår eksplisitt i funksjonsformen åpner for ulike antakelser om hvor mye informasjon konsumenten har om disse; man kan anta at konsumenten er perfekt informert og vet nøyaktig når marginalprisen på strøm hopper til et nytt, høyere nivå. Alternativt kan man anta imperfekt informasjon slik at konsumenten går ut ifra en forventet marginalpris som ikke stemmer overens med faktisk marginalpris.

Forventet nytte er

$$E[U] = \int [V(q(r, X), X) + (I - B(q(r, X)))] f(X) dX \quad (2)$$

hvor $f(X)$ er tetthetsfunksjonen til X . Den deriverte av $E[U]$ lik null gir følgende førsteordensbetingelse:

$$\int \frac{\partial V(\cdot)}{\partial q_i(\cdot)} \frac{\partial q_i(\cdot)}{\partial r_i} f(X) dX = \int \frac{\partial B(\cdot)}{\partial q_i(\cdot)} \frac{\partial q_i(\cdot)}{\partial r_i} f(X) dX \quad (3)$$

Likning (3) viser at husholdningen vil velge r slik at forventet marginalnytte av en liten økning i r , gitt fordelingen for X , er lik forventet marginal endring i strømregningen av økningen i r , gitt den samme fordelingen.

Den viktigste prediksjonen fra denne modellen er at strømforbruket ikke vil utvise diskrete hopp ved overgangen fra én marginalpris til en annen over en faktureringsperiode. Dette står i kontrast til resultatet fra modeller med et diskret, endogent prisskjema hvor konsumentene er perfekt informerte: Slike modeller predikerer at forbruket vil hoppe til et lavere nivå når konsumenten står overfor en ny og høyere marginalpris. Borensteins teoretiske resultat står seg i vår utvidelse av hans modell. Selv om Borensteins prisvariasjoner er endogene (en funksjon av strømforbruket) og de prisvariasjonene jeg studerer er eksogene (gitt av markedslikevekt i kraftmarkedet), har mangelen på informasjon om marginalpriser og eget strømforbruk en tilsvarende effekt i begge modellene.

2.2.2 Modell med spotprisavtale

Jeg gjør to tilpasninger av Borensteins modell. For det første tar jeg strømprisen eksplisitt inn i modellen ved å definere z_t som forventningene om inneværende times spotpris. For mitt forskningsspørsmål er det interessant å modellere en situasjon der prisene er eksogent gitte, og hvor konsumenten dermed kan ha forventninger om marginal strømpris som er uavhengig av det (forventede) akkumulerte strømforbruket. For det andre utvider jeg konsumentens optimeringsproblem fra 1 til T perioder, hvor hver av de T periodene representerer timene i en faktureringsmåned. Dette reflekterer bedre en husholdning med spotprisavtale på strøm, som dermed står overfor et ny marginalkostnad hver time og et tilsvarende antall beslutningsperioder. Variablene V , q , r og X blir dermed til T -dimensjonale vektorer

$\mathbf{V} = (V_1, \dots, V_T)$, $\mathbf{q} = (q_1, \dots, q_T)$, $\mathbf{r} = (r_1, \dots, r_T)$ og $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_T)$, samt at vektoren av forventede spotpriser er $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_T)$. Om etterspørselssjokkene antar jeg at de er uavhengige og trekkes fra samme fordeling, slik at en konsument ikke lærer noe mer om X_{t+1} av å observere X_t . Denne andre tilpasningen gjør det mulig å studere en husholdnings endring i tilpasningen av strømforbruket innad i en måneden når husholdningen får ny informasjon fra dag til dag via en app. I Borensteins modell var dette ikke mulig siden perioden som konsumenten maksimerer over har tolkningen måned, mens appen gir ny informasjon på dagsfrekvens.

Dessuten foreslår jeg en omfortolkning av r_t fra å være forbruksregler til å være bruk av elektriske apparater i hjemmet (heretter kalt *aktivitetsnivå*). Det kan forstås som den endogene delen av husholdningens strømforbruk, det vil si den som husholdningen har diskresjon over. En positiv r_t betyr simpelthen at beslutningstakerne i husholdninger bruker elektriske apparater, og høyere forbruk i en gitt time gir høyere r_t . Det er fortsatt slik at r_t ikke fastsetter strømforbruket direkte, siden eksogene forhold kan avgjøre hvor mye elektrisk energi et apparat trekker for å utføre en viss oppgave (for eksempel varmeovner med termostat).

Modellen simulerer atferden i en husholding over en faktureringsperiode, hvor husholdningen hver dag velger aktivitetsnivå r_t gitt forventningene om dagens spotpriser z_t og om realiseringen av etterspørselssjokket X_t . Anta at konsumenten har kvasilineær nytte av formen

$$U = \mathbf{V}(\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}), \mathbf{X}) + (I - B(\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}), \mathbf{Z})) \quad (4)$$

hvor $\mathbf{V}(\cdot) = (V_1, \dots, V_T)$ er nytten av strømforbruk, som er en funksjon av konsumert mengde, $\mathbf{q} = (q_1, \dots, q_T)$, og etterspørselssjokk, $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_T)$. Den konsumerte mengden er en funksjon av aktivitetsnivået, $\mathbf{r} = (r_1, \dots, r_T)$, og etterspørselssjokkene. Konsumenten styrer \mathbf{q} utelukkende gjennom sine valg av \mathbf{r} , som må treffes før \mathbf{X} er kjent. Jeg definerer $\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}) = (q_1(r_1, X_1), \dots, q_T(r_T, X_T))$, det vil si at strømforbruket i en bestemt time kun avhenger av det realiserede etterspørselssjokket samt det fastsatte aktivitetsnivået for denne timen.

$(I - B(\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}), \mathbf{Z}))$ er som hos Borenstein et mål på residualinntekten – samlet inntekt I minus forventet strømregning $B(\cdot)$, som er en funksjon av strømforbruket \mathbf{q} og de forventede strømprisene $\mathbf{Z} = (z_1, \dots, z_T)$. z_t representerer strømprisen

man forventer i den t -ende timen, gitt at man er i den t -ende timen. Jeg antar at for en husholdning uten appen er forventet pris en martingal, det vil si $z_{t+1} = z_t$ så lenge man ikke kan observere den faktiske prisen ved tid $t + 1$. Dette antakelsen betyr at husholdningen forventer lik spotpris hver time. Merk at det er de faktiske prisene $\mathbf{P} = (p_1, \dots, p_T)$ som ligger til grunn for den endelige strømregningen, men disse er i utgangspunktet ikke kjent.

Husholdningens problem er å velge aktivitetsnivå hver av totalt T timer for å maksimere forventet nytte over hele perioden:

$$\max_{r_1, \dots, r_T} E[U] \quad (5)$$

for

$$E[U] = \int [\mathbf{V}(\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}), \mathbf{X}) + (I - B(\mathbf{q}(\mathbf{r}, \mathbf{X}), \mathbf{Z}))] f(\mathbf{X}) d\mathbf{X} \quad (6)$$

hvor $f(X)$ er tetthetsfunksjonen til \mathbf{X} . Med $d\mathbf{X}$ mener vi $dX_1 dX_2 \dots dX_T$. Den deriverte av $E[U]$ lik null gir T førsteordensbetingelser av formen

$$\int \frac{\partial V_t(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} f(X) dX = \int \frac{\partial B(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} f(X) dX \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (7)$$

eller ekvivalent

$$E \left[\frac{\partial V_t(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} \right] = E \left[\frac{\partial B(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} \right] \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (8)$$

Likning (7) viser at husholdningen vil velge r_t hver time slik at forventet marginalnytte av en liten økning i r_t , gitt fordelingen for \mathbf{X} , er lik forventet marginal endring i strømregningen av økningen i r_t , gitt den samme fordelingen.

Uten app og kontinuerlige målinger, altså i fravær av informasjon om prisutviklingen fra time til time, antar vi at husholdningen legger en eller annen pris til grunn for første time, z_1 . Denne prisen kan husholdningen tenkes å ha dedusert fra historiske strømregninger, fra nyhetsoppslag i media eller fra andre kilder. Martingal-antakelsen medfører da at de forventede spotprisene er identiske for hele perioden, $z_1 = z_2 = \dots = z_T$. Det sentrale er at husholdningen ikke forventer at prisen varierer over døgnet. Denne antakelsen medfører at funksjonen $B(\cdot)$ i 8 er identisk for alle t , gitt fordelingen for X_t .

Mens en husholdning uten informasjonen fra appen vil sette aktivitetsnivået ba-

sert på forventede spotpriser, kan husholdninger med appen dedusere de sanne spotprisene gjennom døgnet basert på informasjon frem til i går. Dette vil resultere i høyere nytte (høyere $U(\cdot)$) siden agenten er bedre informert og alle øvrige forhold er identisk. Appen bidrar til å bygge ned de to formene for usikkerhet i husholdningens optimeringsproblem:

1. Verdien på $\partial q_t / \partial r_t$ får konsumenten bedre informasjon om gjennom daglig å kunne avlese strømforbruket i kWh på timesbasis. Dette gir en tilnærming til den marginale endringen i strømforbruket gjennom en liten endring i forbruksreglene, dog ikke et presist mål. Fortsatt vil tallet på strømbruk for en gitt time være sammensatt av at flere ulike elektriske apparater var i bruk samtidig, og med varierende effekt.
2. Verdien på $\partial B / \partial q_t$ kan konsumenten nå basert på informasjon om strømprisen frem til i går anslå bedre enn uten appen. Konsumenten gikk i utgangspunktet ut fra en konstant spotpris og tok dermed ikke høyde til prisvariasjoner innad i døgnet. Gårdagens spotpriser gir et godt anslag på hvordan prisene i dag vil forløpe.

Slik bidrar appen til å gjøre husholdningen bedre informert, som igjen gjør at den optimeringen blir mer presis. Med andre ord er førsteordensbetingelsen nærmere å holde med likhet.

2.3 Diskusjon

Modellen i Borenstein (2009) predikerer at man ikke vil se hopp i husholdningers strømforbruk rett før en ny marginalpris gjør seg gjeldende. Dette resultatet var drevet av at konsumentene blir antatt ikke å avlese strømforbruket sitt på strømmåleren og holde regnskap med dette over tid, og dermed ikke vet når prisene endres som følge av overforbruk. Dette resultatet holder i mitt modellrammeverk for husholdninger uten appen også, selv om prisene er eksogene. Prediksjonen vår er at all variasjon i strømforbruket over to påfølgende dager for en husholdning uten appen skyldes det stokastiske etterspørselssjokket. Dermed vil jeg ikke forvente å se en stabil sammenheng over tid mellom endringen i strømforbruket og endringer i strømprisen fra dag til dag, siden etterspørselssjokkene er uavhengige av kraftmarkedet. I vår modell har vi i tillegg mulighet til å studere virkningene av bedre informasjon om marginaleffekten av forbruksreglene på strømforbruket

og om de daglige strømprisene. Vi finner at med kontinuerlige målinger og informasjon på en app vil husholdningen utvise større vridninger i forbruket på tvers av dagene i en måned.

Prediksjonen fra modellen er at husholdninger uten appen vil ha et relativt overforbruk i morgentimene og på ettermiddagen siden de ikke tar høyde for den høyere spotprisen i disse timene (se den gjennomsnittlige døgnprofilen for spotprisene i delkapittel 3.1). Husholdningene med appen vil i lys av den nye informasjonen om priser og strømforbruk ha et lavere relativt forbruk i disse periodene av døgnet, *ceteris paribus*. Det er ikke entydig hvilken vei forbruket går; husholdninger som har gjettet på en for høy strømpris og hatt for lav strømbruk hos de elektriske apparatene vil øke forbruket. Eventuelle forbrukstilpasninger vil føre til en høyere nytte for husholdningen, men ikke nødvendigvis optimal, siden det fortsatt vil rå usikkerhet om dagens spotpriser og den nøyaktige strømbruken av ulike elektriske apparater i hjemmet.

Vi forventer at de empiriske resultatene tyder på heterogene effekter av appen på tvers av husholdningene; noen husholdninger vil øke det samlede forbruket mens andre vil senke det. Vi forventer riktignok å se høyere priselastisitet, som vil gi utslag i høyere varians i strømforbruket over uken.

2.4 Hypoteser

Jeg ønsker å estimere effekten av appen på strømforbruket i husholdningene. Man kunne vente at informasjonen fra appen både påvirker totalforbruket av strøm over tid og forbruksprofilen over døgnet. Derfor tester jeg fire forskjellige hypoteser:

1. Strømforbruket per måned faller
2. Strømutgiftene per måned faller
3. Variansen i strømforbruket over dagen synker
4. Husholdningene vrir forbruket fra dyre til relativt billige perioder av kvelden

3 Data og empirisk strategi

3.1 Data

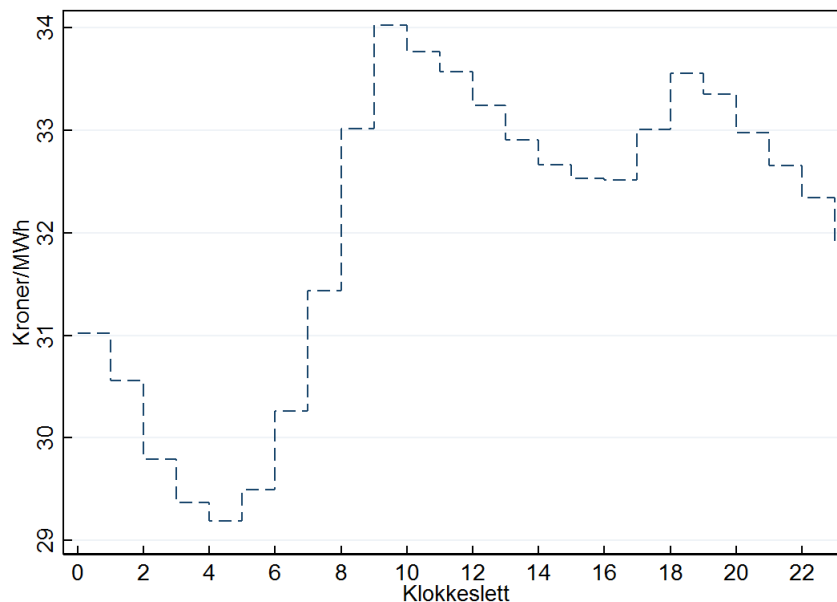
Vi har tidsseriedata på strømforbruk hos 11 762 norske husstander over en periode på to år, med observasjoner hver time for samtlige husstander. Strømforbruket er målt i kilowatt-timer (kWh), og dataene vi har er måleverdiene fra husstandenes AMS-målere. Disse dataene har vi fått tilgang til gjennom et prosjekt med Ringeriks-Kraft, et nett- og kraftselskap med kundekrets i Ringerike og Hole kommune i Buskerud. Ved utgangen av 2013 hadde samtlige av Ringeriks-Krafts nettkunder fått installert AMS-målere. Observasjonene begynner 1. januar 2014 klokken 00:00 og går til og med 31. desember 2015 klokken 23:00. Datasettet som ligger til grunn bestod av 6 variable og totalt 206 070 240 observasjoner, altså én observasjon per husholdning per time over to år. De sentrale variablene er (a) en indeks som identifiserer hver enkelt husholdning, (b) en dummyvariabel som er lik 1 hvis husholdningen har lastet ned appen og 0 ellers, (c) det målte forbruket til denne husholdningen i kWh.

I midten av mai 2015, altså rundt 17 måneder inn i dataperioden, fikk alle kundene tilbud om å laste ned en appen. I løpet av mai og juni lastet i alt 699 kunder ned appen. Siden strømkundene selv har valgt å laste ned appen er treatmenten vår endogen. Dette gir potensielt opphav til seleksjonseffekter gjennom at kundene som valgte å laste ned appen, har kjennetegn som både korrelerer med sannsynligheten for å laste ned appen og med tilbøyeligheten for å endre eget strømforbruksmønster i lys av informasjonen fra appen. Jeg gjør bruk av en metode som tar sikte på å måle effekter av appen som kan tolkes kausalt og som ikke er preget av seleksjonsfeilen.

Samarbeidet mellom Ringeriks-Kraft og Frischsenteret går over en prosjektperiode på flere år. I løpet av 2017 vil data med byggtekniske og sosioøkonomiske detaljer for hver husholdning bli tilgjengelig, deriblant husstørrelse, hustype, postnummer og antall personer i husstanden. Jeg skulle gjerne hatt tilgang til disse dataene om husstandene som forklaringsvariable i den empiriske analysen. Et ansattskifte av Frischsenterets kontaktperson ved Ringeriks-Kraft har forsinket datafrigivelsen noe. Når ytterligere data foreligger kan forskningen potensielt gjøre andre interessante funn, og eventuelt gjøre mine resultater mer robuste.

I tillegg har vi spotprisdata for hver time i hele perioden, i kroner per MWh. Disse ligger fritt tilgjengelig på nettsidene til Nord Pool Spot, Nord-Europas største kraftbørs. Figur 2 viser gjennomsnittlig spotpris i prisområdet Øst-Norge fra 1. januar 2014 til 31. desember 2015. Det er to pristopper i løpet av døgnet, rundt klokken 9 om morgenen og rundt klokken 18 om kvelden. Prisene er lavest om natten, med bunn rundt klokken 4. Disse prisvariasjonene, med 17% gjennomsnittlig prisforskjell mellom høyeste og laveste tidspunkt på døgnet, er svært lave i en europeisk målestokk. I mange europeiske land er elektrisk kraft mer enn dobbelt så dyrt om dagen i forhold til natten. Årsaken til de lave prisforskjellene i Norge er hovedsakelig at vannkraft, som utgjør 99% av den norske strømproduksjonen,⁹ kan tilnærmet uten kostnader reguleres for å imøtekomme den varierende etterspørselen etter kraft. Atom- og kullkraftverk, som er betydelige kilder til kraft på de kontinentaleuropeiske markedene, er ikke regulerbare på samme måte da de har lav driftskostnad, men en betydelig oppstartskostnad. Dermed er strømproduksjonen på det europeiske fastlandet høy om natten sammenlignet med Norge, med betydelige resulterende prisforskjeller mellom dag og natt.

Figur 2: Gjennomsnittlig spotpris gjennom døgnet



⁹Statkraft (2009).

3.2 Seleksjonseffekt

Siden det var frivillig å laste ned appen foreligger det potensielt en seleksjonseffekt. Det innebærer at individene som velger seg inn i treatmentgruppen har systematisk andre karakteristika, slik at appen virker annerledes på dem enn den ville gjort på individer i kontrollgruppen. Hvis en slik seleksjonseffekt er til stede, vil forskjeller-i-forskjeller (heretter DiD), den ofte foretrukne metoden i analyse av casestudier, ikke produsere korrekte estimater av de kausale effektene av appen. Den tekniske forklaringen på dette er at utfallet hos kontrollgruppen for variablene av interesse ikke gjensker det utfallet treatmentgruppen ville hatt i fraværet av treatment; kontrollgruppen gjensker dermed ikke den sanne kontrafaktiske utviklingen i utfallsvariabelen.

Hvilke husholdninger vil laste ned og bruke en slik app? Det avhenger både av hvordan appen ble markedsført og av kundenes ulike kjennetegn. Vi ser på det kvalitative innholdet i Ringeriks-Krafts markedsføring og foreslår fire individualspesifikke kjennetegn som kan forklare tilbøyeligheten til å laste ned appen. Utgangspunktet for den følgende diskusjonen er at fra en husholdnings ståsted gir appen en forventet nytte, men medfører også forventede kostnader knyttet til bruken. De husholdningene som oppfatter den forventede nytten som større enn de forventede kostnadene, vil laste ned appen.

På Ringeriks-Krafts nettsider blir appen introdusert med følgende beskrivelse:

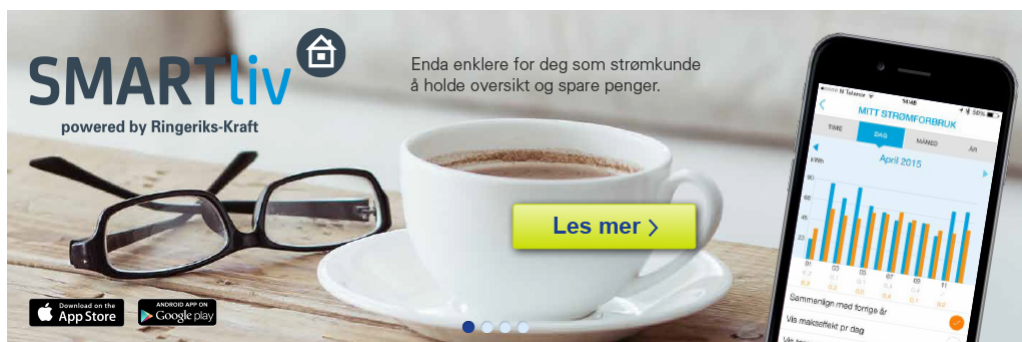
Med Ringeriks-Krafts app er det enda enklere for deg som strømkunde å holde oversikt over strømforbruket ditt, og å spare penger. Du får tilpassede sparetips som viser deg hvordan du kan spare både penger og miljøet med enkle grep. Du kan også sammenligne strømforbruket og konkurrere med de som bor i nærheten av deg.¹⁰

Ifølge selskapet kan kunden gjennom å holde oversikt over eget strømforbruk, få tilpassede sparetips og sammenligne strømforbruke med naboene oppnå, følgende mål:

1. Spare penger
2. Opptre mer miljøvennlig
3. Konkurrere mot naboene i strømforbruk

¹⁰Ringeriks-Kraft, 2015

Figur 3: Markedsføring av appen på Ringeriks-Krafts nettsider



Dette gir oss en indikasjon på hvilke faktorer som kan ha motivert kundene til å laste ned appen. Vi foreslår derfor fire variable som skal gi en mest mulig heldekende forklaring av hvilke husstander som laster ned appen. Husstander hvor de fleste variablene er sterkt utpreget vil sannsynligvis laste ned appen, og vice versa.

1. *Individuelt innsparingspotensial:* Husstander som tror de har mye å spare på å få informasjon om eget strømforbruk samt sparetips vil ha en høyere forventet nytte av appen, og vil med større sannsynlighet laste den ned. Faktorer som er utslagsgivende for denne variabelen er
 - (a) Hustype og -størrelse
 - (b) Fleksibilitet i husholdningens timeplan
 - (c) Tilgang på styringsmekanismer og teknologi
2. *Teknologiaffinitet:* Husstander som er vant med å bruke apper og andre teknologiske nyvinninger og som er nysgjerrige på ny teknologi, vil på den ene siden kunne ha en lavere kostnad i betjeningen av appen, og på den andre siden være mer risikosøkende med hensyn til den ukjente nytteverdien av appen. Faktorer som er utslagsgivende for denne variabelen er:
 - (a) Grad av teknologioptimisme
 - (b) Hvor vant kunden er med kommunikasjonsteknologi
 - (c) Risikoaversjon
3. *Sosiale preferenser:* Den sosiale sammenligningen vil kunne være en grunn til å laste ned appen for mange husstander. Her fins det flere mulige atferdstyper som vil dra nytte av informasjonen fra appen om eget forbruk sammenlignet med naboenes, og disse vil med større sannsynlighet ha interesse av å laste den ned.

-
4. *Interesse for strømsparing*: Husstander som i utgangspunktet er veldig opp-tatt av strømsparing vil være mer tilbøyelige til å laste ned appen. Disse hus-standene har allerede spart mye og derfor er innsparingspotensialet mindre hos dem enn hos øvrige husstander, alt annet likt.

Punkt 1 til 3 tilsier at husstandene som laster ned appen er mer tilbøyelige til å endre forbruket sitt i lys av den nye informasjonen appen formidler, enn de som ikke laster ned appen. Hvis det er sant vil vi observere større effekter av appen enn hvis treatmenten ble gitt til et randomisert utvalg. Punkt 4 kunne tilsa at de som laster ned appen vil utvise færre forbruksendringer enn de andre husstandene. I alle fall synes det å foreligge en seleksjonseffekt. Retningen av denne effekten på forbruket er riktignok uklar.

3.3 Empirisk strategi

For å forsøke å redusere problemet med seleksjonseffekter benytter vi en metode som baserer seg på syntetiske kontroller for å estimere effekten av treatmenten. Me-toden ble utviklet av Abadie, Diamond & Hainmueller (2010), og blir stadig mer utbredt i komparative casestudier (se blant annet Billmeier & Nannicini (2013), Coffman & Noy (2012), Kreif et al. (2015) og Schøne & Finseraas (2016)). Prin-sippet er å konstruere en sammenligningsenhet for treatmentgruppen ved hjelp av et vektet gjennomsnitt av individene utenfor treatmentgruppen (“poolen” av potensielle kontrollhusholdninger). Vektene blir beregnet gjennom en datastyrt al-goritme som tar utgangspunkt i å finne et likest mulig forløp for utfallsvariabelen hos treatmentgruppen og de øvrige individene i perioden før intervensjonen. Ideen er at dette vektete gjennomsnittet av individer er en bedre kontroll for treatment-gruppen enn et hvilket som helst enkelt individ, eller et uvektet gjennomsnitt av individene utenfor treatmentgruppen.

Den syntetiske kontrollen antas å generere det forløpet for utfallsvariabelen som treatmentgruppen ville hatt i fravær av treatment. Dermed kan effekten av treat-ment beregnes ved hjelp av DiD. Den beregnede effekten kan gis en kausal tolkning, selv når treatmenten ikke ble gitt til et randomisert utvalg. Imidlertid formidler metoden ingen konfidensintervaller rundt estimatene, derfor er det ikke mulig å beregne p-verdi eller å ta stilling til om resultatene er statistisk signifikante. Iste-den blir den økonomiske signifikansen av estimatene det avgjørende for å vurdere om appen har en effekt eller ei.

Det er sentrealt for metoden at den syntetiske kontrollen utgjør en god tilnærming til hvordan utfallsvariabelen ville utviklet seg for treatmentgruppen hvis ingen treatment hadde funnet sted. Dette forutsetter at kontrollen og treatmentgruppen ligner med hensyn til de faktiske før-intervensjonsverdiene av utfallsvariabelen – *ytre optimering* – og at de ligner med hensyn til før-intervensjonsverdiene av prediktorene for utfallsvariablene – *indre optimering*. Derfor har valget av predikatorer en viktig betydning.¹¹

3.4 Etablering av syntetisk kontrollgruppe

De empiriske analysene er gjennomført med Stata. Forskerne Abadie, Diamond og Hainmueller har utviklet programvaren “Synth” som kan hentes gratis fra Hainmuellers hjemmeside;¹² denne gjennomfører rutinen med syntetiske kontroller på tidsseriedata i Stata. Jeg har måttet redusere utvalgsstørrelsen blant husholdningene utenfor treatmentgruppen (heretter kontrollpoolen), K , fordi rutinen arbeider med et høyt antall variable, og Stata maksimalt tillater 11 000 variable i en modell. Denne reduksjonen har jeg gjort ved hjelp av Statas innebygde kommando *sample*, som trekker et tilfeldig utvalg av spesifiserbar størrelse. Jeg har valgt den størst mulige utvalgsstørrelsen som gir et antall variable lavere enn 11 000, $K = 157$, for de fire ulike analysene. For å forsikre meg om at resultatene er robuste med hensyn til hvilket utvalg som blir tilfeldig trukket (for en gitt størrelse), har jeg kjørt rutinen på ulike tilfeldige utvalg. Disse utvalgene gir estimater som er tilnærmet identiske. Derfor går jeg ut ifra at utvalgene med $K = 157$ er representative.

Prediktorene som er brukt for å konstruere vektene i den syntetiske kontrollen, er tre “laggede” observasjoner av utfallsvariabelen (måned nummer 16 (april 2015), måned nummer 10 (oktober 2015) og måned nummer 4 (april 2014)), samt gjennomsnittet for utfallsvariabelen over hele perioden før intervensjonen. Dette er typiske valg i litteraturen. Spesielt argumenterer Abadie, Diamond & Hainmueller for å bruke gjennomsnittet som en separat predikator. Dessuten kan de tre laggene med henholdsvis 6 måneders mellomrom fange opp eventuelle sesongvaria-

¹¹Kaul et al. (2016) viser at dersom man bruker samtlige “lag” av utfallsvariabelen før intervensjonen som predikatorer, så gjør man eventuelle andre predikatorer helt overflødige. De argumenterer derfor for bare å bruke et par lag av utfallsvariabelen eller gjennomsnittet av denne over hele perioden før intervensjonen.

¹²Hainmueller (ukjent årstall).

sjoner som er systematisk forskjellige mellom treatmentgruppen og kontrollpoolen. I det følgende forklarer vi fremgangsmåten i analysen av de fire ulike målene på strømforbruk.

3.4.1 Strømforbruk per måned

Dataene på strømforbruk i kWh er først summert opp fra timesobservasjoner til månedsobservasjoner for hver husholdning i datasettet (dermed er antall observasjoner redusert med en faktor på omtrent $24 * 30$). Så er treatmentgruppen beregnet som det uvektede aritmetiske gjennomsnittet av alle husholdningene med appen. Deretter er et randomisert utvalg av husholdningene i poolen av potensielle kontrollhusholdninger med størrelse $K = 157$ trukket. Til sist er rutinen Synth implementert på disse dataene. For sammenligningens skyld er gjennomsnittlig strømforbruk for husholdningene i kontrollpoolen beregnet.

3.4.2 Kostnad per måned

Kostnadene i kroner er beregnet for hver husholdning og hver time ved å multiplisere strømforbruket i kWh med spotprisen i kroner/kWh. Deretter er kostnadene summert opp fra timesobservasjoner til månedsobservasjoner. Så er treatmentgruppen beregnet som det uvektede aritmetiske gjennomsnittet av alle husholdningene med appen. Deretter er et randomisert utvalg av husholdningene i poolen av potensielle kontrollhusholdninger med størrelse $K = 157$ trukket. Til sist er rutinen Synth implementert på disse dataene. For sammenligningens skyld er gjennomsnittlig kostnad for husholdningene i kontrollpoolen beregnet.

3.4.3 Variasjon i strømforbruk over døgnet

Standardavviket i strømforbruket i kWh er beregnet for hver husholdning over døgnet. Deretter er det månedlige gjennomsnittet for hver husholdning beregnet. Så er treatmentgruppen beregnet som det uvektede aritmetiske gjennomsnittet av alle husholdningene med appen. Disse verdiene er regnet om til månedstall (gjennom multiplisering med 720, altså antall timer per måned). Deretter er et randomisert utvalg av husholdningene i poolen av potensielle kontrollhusholdninger med størrelse $K = 157$ trukket. Til sist er rutinen Synth implementert på disse dataene. For sammenligningens skyld er gjennomsnittlig standardavvik for husholdningene i kontrollpoolen beregnet.

3.4.4 Andel av forbruk i dyr periode av kvelden

Den dyre perioden av kvelden er definert som tidsrommet 17 – 20, og det billigere perioden er definert 21 – 00 (midnatt). Først er for hver husholdning og hver dag totalt forbruk i den dyre perioden og den billigere perioden beregnet. Så har vi beregnet andelen av forbruket i den dyre perioden av kvelden, det vil si summen av forbruk i tidsrommet 17 – 20 delt på gjennomsnittet av forbruk i tidsrommet 17 – 00. Deretter er for hver husholdning månedsgjennomsnittet av disse andelene beregnet. Også har er treatmentgruppen beregnet som det uvektede aritmetiske gjennomsnittet av alle husholdningene med appen. Deretter er et randomisert utvalg av husholdningene i poolen av potensielle kontrollhusholdninger med størrelse $K = 157$ trukket. Til sist er rutinen Synth implementert på disse dataene. For sammenligningens skyld er gjennomsnittlig standardavvik for husholdningene i kontrollpoolen beregnet.

4 Resultater

Resultatene er illustrert i figur 4 til 7 og fremstilt i tabell 1 til 4. Tabellene viser utviklingen i den aktuelle utfallsvariabelen over de 24 månedene for (a) treatment-gruppen, (b) den syntetiske kontrollen og (c) gjennomsnittet av alle husholdningene i kontrollpoolen (under overskriften *Ikke treatment*). Intervensjonen begynner i måned 17 (mai 2015) og er markert ved den stiplede horisontale linjen. De to radene med uthevet skrift, *DiD måned 16/måned 19* og *DiD gjennomsnitt før/etter*, inneholder de estimerte effektene av treatmenten når forskjeller-i-forskjeller er beregnet over to ulike tidsrom: Førstnevnte er den kortsiktige effekten i månedene etter appen ble innført, fra april 2015 til juli 2015. Sistnevnte er den mer langsiktige effekten, beregnet som forskjellen mellom gjennomsnittet i alle periodene før intervensjonen og alle periodene etter intervensjonen. Tallet i kolonnen *Syntetisk kontroll* er resultatet av DiD når den syntetiske kontrollen er lagt til grunn som sammenligningsenhet, mens tallet i kolonnen *Ikke treatment* er resultatet av DiD når kontrollpoolen er brukt som sammenligningsenhet. De tre nederste radene inneholder informasjon om antall husholdninger i hver av de tre gruppene angitt, samt gjennomsnittet for utfallsvariabelen over perioden før og perioden etter intervensjonen begynte.

Figurene illustrerer forløpet for utfallsvariabelen i de tre gruppene. Månedene fra januar 2014 til desember 2015 måles på x-aksen mens utfallsvariabelen måles på y-aksen. Perioden hvor intervensjonen begynner er markert ved den vertikale stiplede linjen. I de neste avsnittene går jeg igjennom resultatene for hver av de fire hypotesene, med vekt på DiD-estimaterne med utgangspunkt i den syntetiske kontrollen. Resultatene blir drøftet nærmere i delkapittel 4.5.

4.1 Strømforbruk per måned

Strømforbruket per måned blir estimert til å øke med 116 kWh over de første par månedene etter appen ble lastet ned, se figur 4 og tabell 1. Den gjennomsnittlige effekten over intervensjonsperioden er noe lavere med en økning på 79 kWh. Dermed finner vi ikke støtte for hypotesen at strømforbruket faller som følge av appen. Ved å bruke kontrollpoolen som sammenligningsenhet finner jeg motsatt effekt: Strømforbruket per måned blir estimert å falle med 292 kWh på kort sikt. Den gjennomsnittlige effekten over intervensjonsperioden blir derimot en marginal økning på 7 kWh.

4.2 Kostnad per måned

Effekten av appen på kostnadene per måned av strømforbruket i husholdningen er marginale, se figur 5 og tabell 2. Effekten over de første par månedene er en økning på 7 kroner, mens den gjennomsnittlige økningen over intervensjonsperioden er en økning på 11 kroner. Dette kan ikke sies å være økonomisk signifikante endringer i kostnadene. For øvrig går de på akkord med hypotesen at kostnadene faller som følge av appen; fortegnet på både den kortsiktige og den langsiktige estimerte effekten er positivt. Hvis man bruker kontrollpoolen som sammenligningsenhet fremkommer en estimert reduksjon i kostnadene på henholdsvis 36 og 46 kroner per måned for de to tidsrommene. Dette ville vært mer i tråd med hypotesen om at kostnadene faller.

4.3 Variasjon i strømforbruk over døgnet

Variasjonen i strømforbruket over døgnet, målt ved standardavviket i kilowatt-timer, synes å øke noe som følge av appen, se figur 6 og tabell 3. Den estimerte effekten mellom april og juli 2015 er en økning i standardavviket tilsvarende 17 kWh per måned. Effekten på gjennomsnittet over intervensjonsperioden er en økning på 13 kWh. Før appen ble lansert var standardavviket gjennomsnittlig 505 kWh, så denne endringen er ganske liten og tilsvarer rundt 3% økning. Med kontrollpoolen som sammenligningsenhet er de estimerte effektene også lave, med henholdsvis en reduksjon på 25 kWh i månedene etter intervensjonen og en økning på 1 kWh for gjennomsnittet over perioden. Dette resultatet står i et motsetningsforhold til hypotesen at variasjonen i strømforbruket ville falle som konsekvens av at husstandene vrir forbruket over fra de dyre timene om morgenen og ettermiddagen – hvor de allerede har høyt forbruk – og over til de billigere timene på formiddagen og om natten.

4.4 Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden

Effekten av appen på andelen strømforbruk i timene 17-20 på kvelden i forhold til timene 21-00 estimeres å være en reduksjon med 0,015 over de par månedene etter intervensjonen, se figur 7 og tabell 4. Den estimerte effekten på gjennomsnittet over intervensjonsperioden er lik null. Husholdningene synes å ha vridd forbruket til senere på kvelden i tiden etter appen ble innført, men at de har gått tilbake til den andelen som ville gjeldd i fravær av appen. Resultatet av DiD med utgangs-

punkt i kontrollpoolen er en marginal reduksjon i andelen tidlig på kvelden med 0,009 for de første månedene etter intervensjonen og 0,002 i gjennomsnittet over intervensjonsperioden. Dette er relativt små effekter som neppe kan sies å være økonomisk signifikante. Jeg diskuterer dette videre i neste delkapittel.

4.5 Diskusjon

I det følgende vil jeg diskutere funnene for de fire ulike målene på strømforbruk. Her vil jeg ta for meg hvilken konklusjon teorimodellen tilbyr med hensyn til effekten av appen på de ulike utfallsvariablene. Så vil jeg drøfte om resultatene delvis kan være forårsaket av en seleksjonseffekt, og hvis dette er tilfelle, hvorvidt metoden med syntetiske kontroller tar høyde for seleksjonseffekten. Metoden vil i utgangspunktet gi et korrekt estimat dersom de uobserverte variablene som både førte til at husholdningen lastet ned appen og modererer effekten av den, er korrelert med de laggede observasjonene av utfallsvariabelen jeg har brukt som predikatorer.

4.5.1 Forbruket per måned

Forbruket per måned ble estimert til å øke med 116 kWh på kort sikt og med 79 kWh på lengre sikt som følge av appen. En økning i strømforbruket som følge av at husholdningen blir bedre informert om strømprisen, er kompatibelt med teori-modellen; dersom $z_t > p_t$, altså forventet spotpris er høyere enn faktisk spotpris i time t , betyr det at førsteordensbetingelsen i den timen i realiteten ikke har holdt (selv om den holdt i forventingsverdi):

$$\frac{\partial V_t(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} > \frac{\partial B(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} \quad (9)$$

Dersom husholdningen opprinnelig har trodd at spotprisen er høyere enn den faktisk er for en gitt time, vil den øke aktivitetsnivået r (det vil si øke strømforbruket for gitt X_t) slik av venstre side av ulikheten 9 faller (vi gjør standardantakelsen med monotont fallende marginalnytte). Hvis $z_t > p_t$ holder i tilstrekkelig mange timer av døgnet vil den aggregerte effekten av husholdningens reoptimering være økt strømforbruk. Generelt tillater modellen både en økning og en reduksjon i husholdningens strømforbruk som følge av den blir bedre informert gjennom appen. Det som bestemmer fortegnet på totaleffekten er for hvor mange timer av måneden husholdningen har forventet en for høy spotpris $z_t > p_t$ og hvor mange timer den har forventet en for lav spotpris $z_t < p_t$. Trolig er effekten av appen på

strømforbruket heterogen på tvers av husholdningene i treatmentgruppen; noen vil oppdage at prisene generelt er lavere enn de forventet, mens andre vil oppdage at de er høyere enn forventet. Det empiriske funnet her tyder på at husholdningene i gjennomsnitt har overestimert spotprisen på strøm.

4.5.2 Kostnad per måned

Kostnaden per måned ble estimert til å øke med 7 kroner på kort sikt og 11 kroner på lengre sikt som følge av appen. I likhet med konklusjonen vedrørende forbruket hver time, tillater teorimodellen både konklusjonen at kostnadene øker og at de faller som følge av ny informasjon fra appen. Jeg antar at husholdningen gikk ut ifra en konstant spotpris hver time før appen ble lastet ned, $z_1 = z_2 = \dots = z_T$. Dermed har husholdningen hatt for stor andel av forbruket i de dyre timene, dog ikke nødvendigvis et for stort absolutt forbruk. Hva som skjer med totalforbruket avhenger som nevnt av om husholdningenes forventninger om spotprisene var for høye eller for lave. Økt forbruk fører til økte kostnader med mindre husholdningen vrir tilstrekkelig mye av forbruket over til de billige timene av døgnet.

Resultatet er likefullt overraskende. Intuisjonen tilsier at bedre og mer nøyaktig informasjon om eget strømforbruk ville bidra til å senke husholdningenes strøm-utgifter. Dette resultatet bør sees i sammenheng med det økte totalforbruket per måned: Husholdningene må ha vridd forbruket over fra relativt dyre timer til relativt billige, ellers ville økt strømforbruk vært ensbetydende med økte kostnader. Det synes altså å ha foregått en mer eller mindre bevisst atferdsendring hos husholdningene, og den har vært i retning av mer forbruk på billigere timer av døgnet.

4.5.3 Variasjon i strømforbruk over døgnet

Standardavviket over døgnet økte noe som følge av appen, men denne økningen er relativt svak og har liten samfunnsøkonomisk signifikans. Generelt kan to ulike atferdsendringer føre til høyere standardavvik i strømforbruket over døgnet: (a) Høyere samlet forbruk og (b) større spredning i strømforbruket per time fra det gjennomsnittlige strømforbruket, for gitt forbruksnivå. Teorimodellen predikerer i utgangspunktet at standardavviket vil falle som følge av ny informasjon fra appen. Husholdningen tilpasset seg opprinnelig slik at forventet marginalnytte i hver time

er lik forventet marginal kostnadsøkning med hensyn til aktivitetsnivået r_t :

$$E \left[\frac{\partial V_t(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} \right] = E \left[\frac{\partial B(\cdot)}{\partial q_t(\cdot)} \frac{\partial q_t(\cdot)}{\partial r_t} \right] \quad (10)$$

Når husholdningen lærer hva p_t er og at p_t er høyere i morgentimene og om ettermiddagen enn resten av dagen, altså akkurat i de timene hvor marginalnyttens av strømforbruk fra før er høyest, vil vi forvente at husholdningen senker aktivitetsnivået i de dyre timene relativt til de billige timene. Dette vil føre til lavere standardavvik over døgnet. Som argumentert tidligere kan det likevel tenkes at totalforbruket av strøm øker som følge av den nye informasjonen. Da vil standardavviket kunne øke. Det er trolig denne effekten vi finner i den empiriske analysen.

4.5.4 Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden

Andelen av strømforbruket mellom klokken 17 og 20 falt i månedene rett etter appen ble lansert. I løpet av intervensjonsperioden dabbet denne effekten helt av. Teorimodellen predikerer at når husholdningen får vite at prisene faktisk varierer over døgnet, $p_t \neq p_s$, vil den vri strømforbruket over til alle de timene hvor p_t åpenbares som lavere enn z_t . Jeg definerer p_{t_1} som gjennomsnittsprisen i den dyre perioden av kvelden og p_{t_2} som gjennomsnittsprisen i den billige perioden av kvelden. Når det gjennom appen fremkommer at $p_{t_1} > p_{t_2}$, vil husholdningen tilpasse forbruket mellom de to periodene og øke andelen i den billige perioden. Dette gjelder uavhengig om totalforbruket øker eller faller, altså uavhengig av hva om prisforventningene, z_t , var høyere eller lavere enn de faktiske prisene p_{t_1} og p_{t_2} . Dermed samsvarer modellprediksjonen med det empiriske resultatet. Hvorfor effekten av appen kun er kortvarig, kan ikke denne modellen gi et godt svar på. En atferdsøkonomisk forklaring vil muligens kunne besvare det spørsmålet.

5 Konklusjon og oppsummering

Denne oppgaven har vært todelt: Først har jeg satt opp en teoretisk modell over konsumentatferd i en omgivelse der en husholdningen maksimerer forventet nytte med hensyn til sitt aktivitetsnivå, basert på forventede spotpriser. Aktivitetsnivået påvirker strømbruken, men bestemmer den ikke presist på grunn av eksogene og ukjente etterspørselsjokk. Med denne modellen predikerer jeg hvilke atferdsendringer man kan forvente når husholdningen laster ned en app som antas å gi den perfekt informasjon om variasjonen i spotprisene for strøm på tvers av døgnet. Prediksjonene er (1) at variasjonen i strømforbruket vil synke som følge av at husholdningen vrir forbruket til de relativt billige timene av døgnet i lys av informasjonen i appen, og (2) at forbruket og kostnadene forbundet med dette kan øke eller synke med appen. Dette avhenger av om husholdningen generelt forventet en for høy eller en for lav spotpris i forhold til de faktiske spotprisene.

I den empiriske delen har jeg estimert effekten på ulike mål for husholdningers strømforbruk av en forbruksapp tilknyttet husholdningenes AMS-målere. Til dette formålet har jeg benyttet tidsseriedata fra rundt 12 000 norske strømkunder over 24 måneder, hvorav 699 kunder lastet ned appen. Siden strømkundene selv har tatt beslutningen å laste ned appen eller ei, foreligger det potensielt en seleksjonseffekt. Som et forsøk på å eliminere denne har jeg anvendt en metode med syntetiske kontroller for å estimere effektene av appen. Denne metoden baserer seg på å bruke et vektet gjennomsnitt av individene utenfor treatmentgruppen som sammenligningsenhet for treatmentgruppen. Vektene blir bestemt ut ifra en datastyrt algoritme som gjør kontrollgruppen så lik som mulig treatmentgruppen med hensyn til utviklingen av ulike prediktorer før intervensjonsperioden. Som prediktorer har jeg brukt tre laggede observasjoner av utfallsvariablene samt gjennomsnittet av utfallsvariabelen for hele perioden før intervensjonen.

Jeg estimerer effekten av appen på fire forskjellige mål på husholdningenes strømforbruk: Forbruket per måned, kostnadene per måned, variasjonen over døgnet samt andelen av strømforbruk i den relativt dyre perioden av kvelden. Estimertene er beregnet med metoden forskjeller-i-forskjeller hvor den syntetiske kontrollen brukes som sammenligningsenhet. Hovedresultatene fra den empiriske analysen er som følger:

1. Strømforbruket i husholdningene øker som følge av appen. Den estimerte

effekten er en månedlig økning på 116 kWh på kort sikt og 79 kWh på lengre sikt.

2. Kostnadene av strømforbruket i husholdningene er tilnærmet uforandret som følge av appen. I lys av at strømforbruket har økt, tyder dette på at husholdningene i noen grad vrir aktivitetene sine til de timene av døgnet med relativt lav spotpris.
3. Variasjonen i strømforbruket i husholdningene målt ved standardavviket over døgnet endres ikke betydelig som følge av appen. Det er ikke uten videre kompatibelt med resultatene ovenfor, og kan indikere at standardavviket ikke er et egnet mål for å estimere endringen i forbruksvariasjonen over døgnet.
4. Appen har en kortvarig effekt på andelen av forbruket i retning av et høyere relativt forbruk i den billige perioden på kvelden. Den estimerte effekten er ikke lenger til stede syv måneder inn i intervensjonen.

Metoden med syntetiske kontroller vil ikke nødvendigvis klare å eliminere en eventuell seleksjonseffekt i treatmentgruppen. Det skyldes at predikatorene som er brukt i konstruksjonen av den syntetiske kontrollen ikke er garantert å korrelere med de uobserverte faktorene hos husholdningene som eventuelt fører til seleksjonseffekten. Likevel synes metoden å produsere sammenligningsenheter som er bedre enn det uvektede gjennomsnittet av alle husholdningene uten appen. Fremtidige studier bør inkludere ytterligere predikatorer, slik som sosioøkonomiske variabler og byggtekniske data for husholdningene, for å danne en enda bedre syntetisk kontroll til estimeringen av kausale effekter. Dersom data blir tilgjengelig i kjølvannet av et naturlig felteksperiment med eksogen treatmentgruppe kan kausale effekter estimeres ved hjelp av OLS eller standard forskjeller-i-forskjeller. Konsekvensene av den sosiale sammenligningen gjennom appen er også et naturlig angrepspunkt for videre forskning; denne delen av informasjonen i appen har jeg valgt ikke å studere nærmere.

Funnene i denne oppgaven bidrar til en bedre forståelse for hvilke effekter kraft- og nettselskaper samt myndighetene kan forvente av AMS-målerne på husholdningenes strømforbruk, når den målte informasjonen formidles via et medium som en mobilapp. Fra et samfunnsøkonomisk perspektiv ligger det en enorm potensiell ressursbesparelse på at husholdningene vrir strømforbruket vekk fra høylasttimene og over til de andre tidene av døgnet. Foreløpig synes det som om appen kun i liten grad oppnår det. Det kan skyldes utformingen av denne spesifikke appen.

Vi har liten informasjon om hvor ofte husholdningene bruker appen, hvorvidt de forstår informasjonen den formidler, og om de er istand til å vri forbruket sitt til fra frokosttider til lunsjtider, eller fra middagstider til kveldsmaten. Ny styringsteknologi vil kanskje forsterke effektene av en slik app i fremtiden. Det er også nærliggende å tro at det norske strømmarkedet ikke er stedet å forvente de største atferdsendringene i lys av en forbruksapp. Prisforskjellene på tvers av døgnet er svært lave sammenlignet med de fleste andre europeiske land. Potensialet av smarte strømmålere for en generasjon smarte forbrukere er nok betydelig større andre steder enn i Norge.

6 Figurer og tabeller

Figurene og tabellene begynner på neste side.

Tabell 1: Strømforbruk per måned

Måned nr.	Treatment- gruppe	Syntetisk kontroll	Ikke treatment
1	2133	2138	1965
2	1733	1738	1598
3	1658	1671	1521
4	1290	1290	1178
5	1059	1014	968
6	750	716	682
7	658	565	600
8	788	713	702
9	916	902	833
10	1314	1314	1209
11	1668	1647	1517
12	2281	2373	2060
13	2197	2258	1996
14	1880	1932	1709
15	1775	1824	1609
16	1395	1394	1252
17	1271	1212	1137
18	894	814	802
19	753	636	902
20	815	693	716
21	1017	935	902
22	1482	1394	1305
23	1823	1753	1623
24	2131	2110	1911
DiD måned 16/måned 19	-	+116	-292
DiD gjennomsnitt før/etter	-	+79	+7
# husholdninger	699	157	11 063
Gjennomsnitt før intervensjon	1469	1468	1337
Gjennomsnitt etter intervensjon	1273	1193	1134

Tabell 2: Kostnad per måned

Måned nr.	Treatment- gruppe	Syntetisk kontroll	Ikke treatment
1	909	942	829
2	733	757	669
3	564	586	514
4	410	412	372
5	281	277	256
6	200	190	180
7	225	217	203
8	291	272	257
9	377	369	340
10	459	462	419
11	620	625	561
12	930	324	834
13	843	847	763
14	773	781	701
15	584	592	528
16	471	474	421
17	368	367	328
18	201	193	139
19	127	119	123
20	158	146	139
21	290	218	203
22	473	460	415
23	668	560	594
24	596	590	533
DiD måned 16/måned 19	-	+7	-36
DiD gjennomsnitt før/etter	-	+11	-46
# husholdninger	699	157	11 063
Gjennomsnitt før intervensjon	542	545	490
Gjennomsnitt etter intervensjon	352	343	313

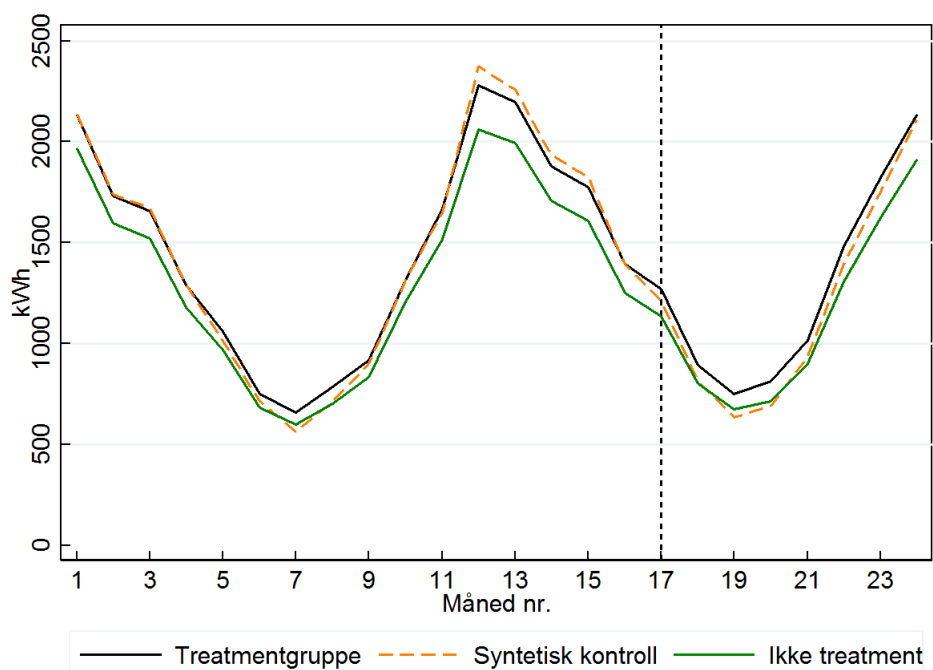
Tabell 3: Standardavvik over døgnet

Måned nr.	Treatment- gruppe	Syntetisk kontroll	Ikke treatment
1	568	560	487
2	549	540	470
3	531	529	460
4	597	454	409
5	465	454	409
6	418	402	370
7	363	353	327
8	424	416	370
9	454	453	401
10	504	504	440
11	548	549	471
12	585	600	500
13	566	584	482
14	551	568	471
15	539	557	462
16	512	512	438
17	512	512	478
18	442	434	381
19	392	375	343
20	425	409	364
21	472	451	407
22	521	498	443
23	553	543	470
24	577	571	490
DiD måned 16/måned 19	-	+17	-25
DiD gjennomsnitt før/etter	-	+13	+1
#husholdninger	699	157	11 063
Gjennomsnitt før intervensjon	505	505	437
Gjennomsnitt etter intervensjon	484	471	415

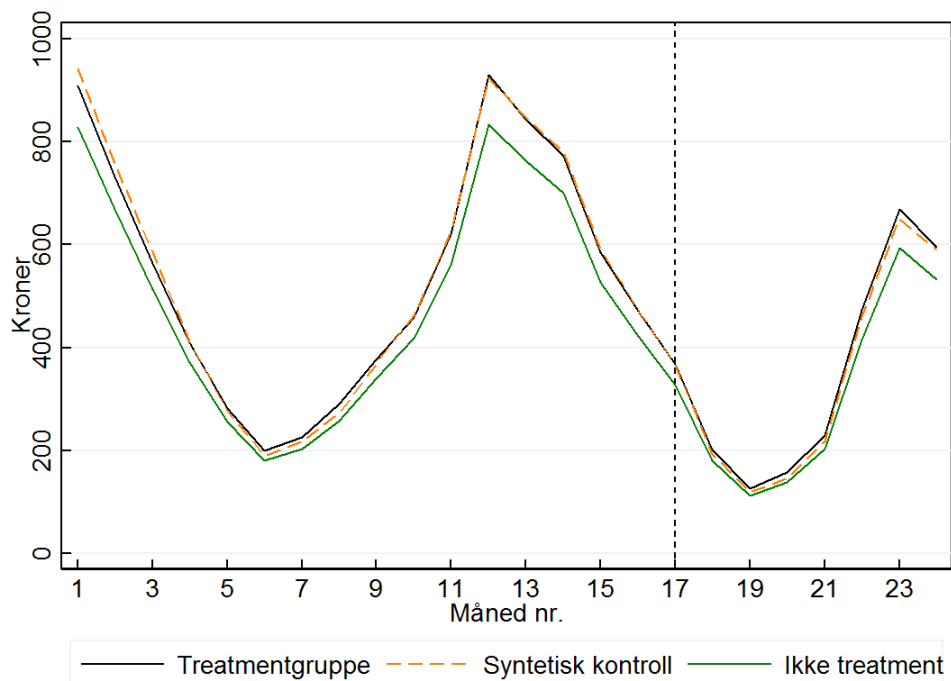
Tabell 4: Andel av strømforbruk i dyr periode av kvelden

Måned nr.	Treatment- gruppe	Syntetisk kontroll	Ikke treatment
1	1,079	1,074	1,066
2	1,080	1,076	1,065
3	1,060	1,058	1,046
4	1,012	1,016	1,002
5	1,023	1,029	1,014
6	1,030	1,033	1,024
7	1,014	1,031	1,014
8	1,040	1,049	1,030
9	1,055	1,053	1,044
10	1,082	1,086	1,084
11	1,088	1,089	1,077
12	1,058	1,073	1,060
13	1,074	1,082	1,063
14	1,074	1,080	1,055
15	1,043	1,050	1,038
16	1,005	1,009	1,00
17	1,023	1,023	1,017
18	1,019	1,026	1,020
19	1,016	1,035	1,020
20	1,025	1,036	1,024
21	1,058	1,060	1,048
22	1,073	1,077	1,061
23	1,085	1,071	1,065
24	1,072	1,070	1,058
DiD måned 16/måned 19	-	-0,015	-0,009
DiD gjennomsnitt før/etter	-	0	-0,002
# husholdninger	699	157	11 063
Gjennomsnitt før intervensjon	1,051	1,055	1,042
Gjennomsnitt etter intervensjon	1,046	1,050	1,039

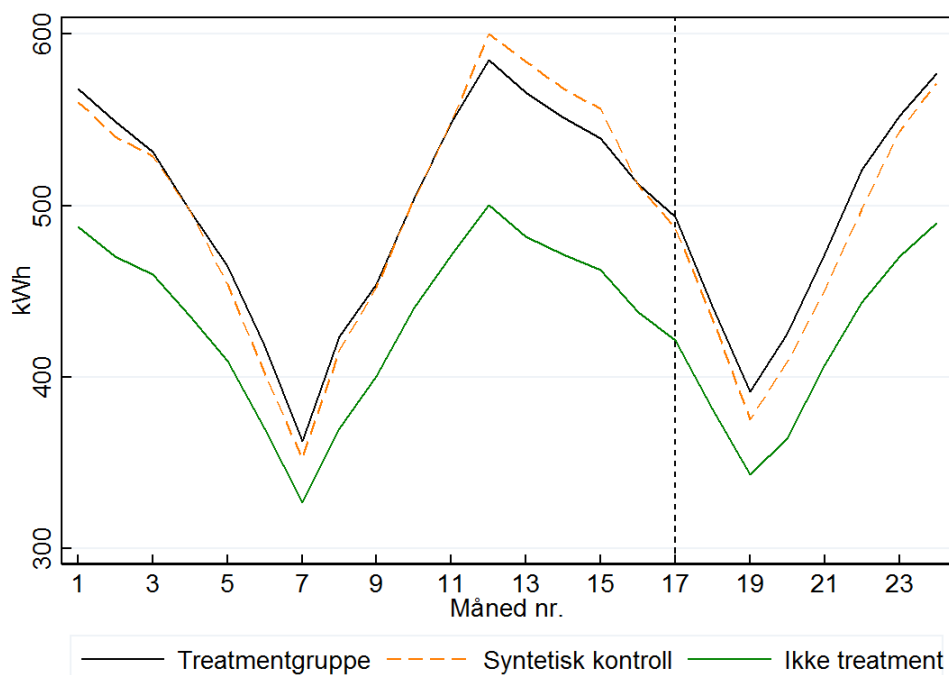
Figur 4: Strømforbruk per måned



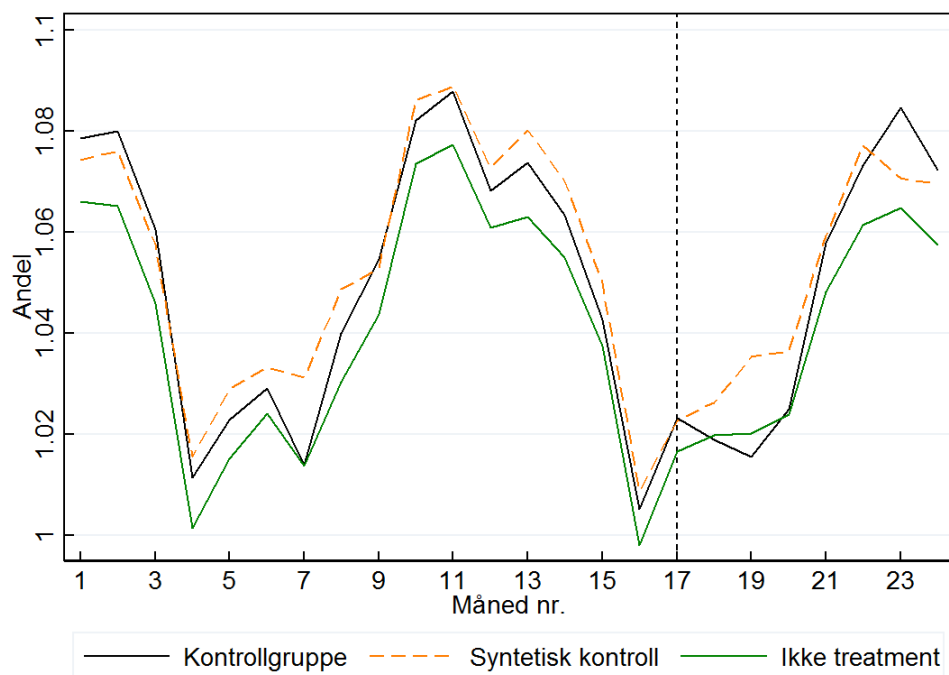
Figur 5: Kostnad per måned



Figur 6: Standardavvik over døgnet



Figur 7: Andel av forbruk i dyr periode av kvelden



Litteraturliste

ABADIE, A. ET AL. (2010) Synthetic Control Methods for Comparative Case Studies: Estimating the Effect of California's Tobacco Control Program *Journal of the American Statistical Association*, 105 (409) 2010, s. 493-505

ALCOTT, H. (2011) Social norms and energy conservation *Journal of Public Economics*, 95 (9-10) oktober 2011, s. 1082-1095

BILLMEIER, A. OG NANNICINI, T. (2013) Assessing Economic Liberalization Episodes: A Synthetic Control Approach *The Review of Economics and Statistics*, 95 (3) juli 2013, s. 983-1001

BORENSTEIN, S. (2005) The Long-Run Efficiency of Real-Time Electricity Pricing *The Journal of Energy*, 26 (3) 2005, s. 93-116

BORENSTEIN, S. (2009) To What Electricity Price Do Consumers Respond? Residential Demand Elasticity Under Increasing-Block Pricing [Upublisert manuskript]. University of California

COFFMAN, M. OG NOY, I. (2011) Hurricane Iniki: measuring the long-term economic impact of a natural disaster using synthetic control *Environment and Development Economics*, 17 (1) august 2011, s. 187-205

EUROPAKOMMISJONEN (2017) 2020 climate & energy package [Internett]. Sist oppdatert 8. mai 2017. Tilgjengelig fra: <<https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2020>> [Lest 9. mai 2017]

FINSERAAS, H. OG SCHØNE, P. (2016) Lokalt etterspørselssjokk, mobilisering av arbeidskraft og trygdebruk *Søkelys på arbeidslivet*, 33 (1-2) 2016, s. 66-84

FUDENBERG, D. ET AL. (2016) Speed, Accuracy and the Optimal Timing of Choices [Upublisert manuskript]. MIT

HAINMUELLER, J. (ukjent årstall) Synth Package [Internett]. Tilgjengelig fra: <<https://web.stanford.edu/~jhain/synthpage.html>> [Lest 8. mai 2017]

KAUL, A. ET AL. (2016) Speed, Accuracy and the Optimal Timing of Choices [Upublisert manuskript]. MIT

KREIF, N. ET AL. (2016) Synthetic Control Methods: Never Use All Pre-Intervention Outcomes as Economic Predictors [Upublisert manuskript]. Saarland University

MELD. ST. 27 (2015-2016). DIGITAL AGENDA FOR NORGE.

MUTH, R. (1966) Household Production Function and Consumer Demand Functions *Econometrica*, 34 (3) juli 1966, s. 699-708

NVE (2017) Oversikt over utrulling av smarte målere [digitalisert fotografi]. Sist oppdatert 2. mars 2017. Tilgjengelig fra: <<https://gis3.nve.no/link/?link=ams>> [Hentet 9. mai 2017]

RYBERG, T. (2017) Smart metering in Europe [Internett], 12. utgave, executive summary. Tilgjengelig fra: <<http://www.berginsight.com/ReportPDF/ProductSheet/bi-sm12-ps.pdf>> [Lest 12. april 2017]

RYBERG, T. (2016) Smart metering in Western Europe [Internett], 6. utgave, executive summary. Tilgjengelig fra: <<http://berginsight.com/ReportPDF/ProductSheet/bi-sm6-ps.pdf>> [Lest 12. april 2017]

RINGERIKS-KRAFT (2015) Smartliv [digitalisert fotografi]. Tilgjengelig fra: <<https://www.ringeriks-kraft.no/privat/strom/smartliv/>> [Hentet 29. april 2017]

RINGERIKS-KRAFT (2015) Smartliv [Internett]. Tilgjengelig fra: <<https://www.ringeriks-kraft.no/privat/strom/smartliv/>> [Lest 29. april 2017]

SMART GRIDS (2013) The SmartGrids European Technology Platform [Internett]. Tilgjengelig fra: <<http://www.smartgrids.eu/ETPSmartGrids>> [Lest 12. april 2017]

STATKRAFT (2009) Vannkraft [Internett] Tilgjengelig fra: <<http://www.statkraft.no/globalassets/old-contains-the-old-folder-structure/documents/no/vannkraft-09-no->

tcm10-4585.pdf> [Lest 19. april 2017]

ST. JOHN, J. (2016) US Smart Meter Deployment to Hit 70M in 2016, 90M in 2020 [Internett], 26. oktober 2016. Tilgjengelig fra: <<https://www.greentechmedia.com/articles/read/US-Smart-Meter-Deployments-to-Hit-70M-in-2016-90M-in-2020>> Lest 12. april 2017

SÆLEN, H OG WESTSKOG, H. (2013) A Multi-Method Evaluation of the Potential for Using the Electricity Bill to Encourage Energy Savings in Norwegian Households *Energy and Environment Research*, 3 (1) 2013