

UNIVERSITETET FOR MILJØ- OG BIOVITENSKAP



Forord

Denne masteroppgaven markerer avslutningen på en toårige mastergrad ved Handelshøyskolen ved Universitetet for miljø- og biovitenskap (UMB). I løpet av studieperioden har jeg økt min forståelse for energimarkedet i Norden spesielt og energiøkonomi som fagfelt generelt. Dette har vært en lærerik prosess som jeg ser frem til å dra nytte av i fremtiden. Jeg vil rette en spesiell takk til professor Atle Guttormsen og førsteamanuensis Glenn Kristiansen for veiledning og hjelp underveis. Til slutt vil jeg takke alle øvrige involverte parter for deres bidrag.

Jeg tar ansvar for alle eventuelle feil og mangler.

Ås, 15. desember 2013

Ingrid Johnsen

Sammendrag

Det nordiske elektrisitetmarkedet er komplekst, med variasjoner i både pris og volum. Variasjonene kan påvirke et energiselskaps kontantstrøm negativt og utgjør dermed en risiko. For at energiselskapet ikke skal komme i økonomiske vanskeligheter bør derfor kontantstrømmen sikres ved å redusere pris- og volumrisiko. I denne oppgaven undersøker jeg om temperaturderivater kan brukes til å redusere volumrisikoen for et energiselskap som kjøper og selger elektrisitet i Oslo.

Temperaturderivater benyttes fordi det antas at temperaturen påvirker volumet, som påvirker prisen, som igjen påvirker kontantstrømmen. Det er spesielt de uforutsette endringene i temperaturen som kan påvirke prisen, fordi elektrisitetsetterspørselen blir mye høyere enn elektrisitetstilbudet.

Utfordringen med temperaturderivater er at det er vanskelig å prisfastsette dem, fordi de tilhører et ikke-komplett marked. Derfor bruker man en temperaturmodell for å prisfastsette temperaturderivatene. Resultatene fra feilkorleksjonsmodellen bekreftet at det er en sammenheng mellom temperatur, forbruk og pris i Oslo. Dermed ble det også bekreftet at temperaturderivater er en potensielt god måte å sikre kontantstrømmen. Blant flere alternative temperaturmodeller ble CAR-modellen til Benth et al. (2007) valgt og tilpasset temperaturen i Oslo. En vellykket tilpasning bekreftet at modellen kan benyttes til å prisfastsette temperaturderivater referert til temperaturen i Oslo. I caset ble det illustrert hvordan ulike former for temperaturderivater hadde en positiv effekt på energiselskaps kontantstrøm. I praksis betyr resultatene at et energiselskap kan bruke temperaturderivater for å sikre kontantstrømmen. Temperaturderivatene gjør energiselskapet bedre rustet mot endringer i elektrisitetsprisen som skyldes uforutsette endringer i temperaturen.

Abstract

The Nordic electricity market is highly complicated, with variations in both price and volume. An energy company which trades in electricity may for this reason experience negative cash flow. This may result in financial distress, which is why hedging the cash flow against price and volume risk is recommended. In this thesis my overall objective is to show how temperature derivatives can be used to hedge cash flow against volume risk, specifically by looking at an energy company trading in electricity in Oslo. Temperature derivatives are employed because temperature is assumed to affect electricity demand, which affect electricity prices, which finally affects the cash flow. A temperature model is used to set a price on temperature derivatives, because traditional pricing techniques is not an option as the market is an incomplete market. The error correction model confirms the interdependency of temperature, electricity demand and electricity price. The CAR-model by Benth et al. (2007), chosen from a selection of models was adapted to temperature variations in Oslo. The successful result confirmed that the model is suitable to set a price on temperature derivatives. The case illustrated how the energy company can take advantage of two different kinds of temperature derivatives. It was clear that in certain circumstances money paid out from the derivatives will strengthen the cash flow. This shows that it is possible to use temperature derivatives to hedge the cash flow against volume risk. The temperature derivatives will enable the energy company better to withstand the problem of changing electricity prices, due to unexpected changes in temperature.

Innholdsfortegnelse

| | |
|--|----|
| Forord..... | 2 |
| Sammendrag..... | 3 |
| Abstract | 4 |
| Innholdsfortegnelse | 5 |
| 1 Innledning | 9 |
| 2 Teoretisk fundament | 13 |
| 2.1 Derivater..... | 13 |
| 2.2 Elektrisitetsmarkedet | 16 |
| 2.2.1 Deregulering..... | 16 |
| 2.2.2 Vannkraft i Norge og Norden | 16 |
| 2.2.3 Endringer i fremtidig elektrisitetsforbruk og –produksjon øker volumrisikoen | 19 |
| 2.3 Sikring i temperaturderivatmarkedet | 20 |
| 2.3.1 Hva er årsaken til at prissikring er aktuelt?..... | 20 |
| 2.3.2 Hvordan sikre mot prissisiko og volumrisiko? | 20 |
| 2.3.3 Hva er et temperaturderivat?..... | 21 |
| 2.3.4 Hvor er markedet?..... | 21 |
| 2.3.5 Utvikling i markedet | 22 |
| 2.3.6 Hvem er aktørene? | 22 |
| 2.3.7 To typer kontrakter - «Double triggered» og standard temperaturopsjoner | 23 |
| 2.3.8 Prisfastsettelse | 26 |
| 2.3.9 Temperaturmodell og prisfastsettelse | 26 |
| 3 Metode | 29 |
| 3.1 Data | 29 |
| 3.1.1 Beskrivende statistikk | 29 |
| 3.1.2 Klassiske antagelser for lineære tidsseriemodeller | 33 |
| 3.2 Feilkorreksjonsmodellen – ECM-modellen | 34 |

| | | |
|-------|---|----|
| 3.2.1 | Formål og forutsetninger..... | 34 |
| 3.2.2 | Stasjonærhet..... | 34 |
| 3.2.3 | Kointegrasjon..... | 35 |
| 3.2.4 | Feilkorreksjonsmodellen..... | 36 |
| 3.2.5 | Verifikasjon av modellens styrke..... | 36 |
| 3.3 | Temperaturmodell – CAR-modellen..... | 37 |
| 3.3.1 | Tre deler i CAR-modellen..... | 37 |
| 3.3.2 | Verifikasjon av modell..... | 39 |
| 4 | Resultat..... | 41 |
| 4.1 | Feilkorreksjonsmodellen – ECM-modellen..... | 41 |
| 4.1.1 | Modell 1: Temperatur og elektrisitetsforbruk..... | 41 |
| 4.1.2 | Modell 2: Forbruk og elektrisitetspriser..... | 43 |
| 4.1.3 | Test av feilledd i feilkorreksjonsmodellen..... | 44 |
| 4.2 | Temperaturmodell – CAR-modellen..... | 45 |
| 4.2.1 | Sesongfunksjon..... | 45 |
| 4.2.2 | Utjevnet sesongvariasjon..... | 46 |
| 4.2.3 | Sesongavhengig variasjon i feilleddet..... | 47 |
| 5 | Case..... | 51 |
| 6 | Diskusjon..... | 56 |
| 6.1 | Feilkorreksjonsmodellen..... | 56 |
| 6.2 | Temperaturmodellen - CAR-modellen..... | 57 |
| 6.3 | Implikasjoner..... | 59 |
| 6.4 | Begrensninger..... | 60 |
| 6.5 | Fremtidige studier..... | 61 |
| 7 | Konklusjon..... | 62 |
| 8 | Referanser..... | 63 |
| 9 | Appendiks..... | 65 |

| | | |
|-----|------------------|----|
| 9.1 | Appendiks A..... | 65 |
| 9.2 | Appendiks B..... | 67 |
| 9.3 | Appendiks C..... | 68 |

Tabeller

| | |
|---|----|
| Tabell 1: Eksempel på et oppgjør på en asiatisk salgsoption og oppgjørets innvirkning på kontantstrømmen..... | 14 |
| Tabell 2: Oppgjør på en «double triggered» temperaturoption i perioden 7 til 20 januar 2013..... | 24 |
| Tabell 3: Oppgjør av en standard temperaturoption på råvarebørsen i Chicago for januar 2013 | 25 |
| Tabell 4: Beskrivende statistikk for pris og forbruk NO1 i perioden 15.03.2010 - 30.09.2012..... | 30 |
| Tabell 5: Beskrivende statistikk for temperatur (Blindern) i perioden 01.04.2003 - 31.03.2012..... | 32 |
| Tabell 6: Tilpassede parameterverdier til CAR-modellens sesongfunksjonen, $\Lambda(t)$ | 45 |
| Tabell 7: Tilpassede regresjonsparametere til AR(1)-modellen | 46 |
| Tabell 8: Tilpassede parametere til trunkert Fourier funksjonen | 48 |
| Tabell 9: Resultat fra de tre ulike alternativene for å sikre kontantstrømmen i januar 2013..... | 54 |
| Tabell 10: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet uten sikring | 65 |
| Tabell 11: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet med sikring, standard temperaturoption..... | 66 |
| Tabell 12: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet med sikring, «double triggered» temp.option ... | 66 |

Figurer

| | |
|--|----|
| Figur 1: Utbetaling på en asiatisk salgsoption ved å sammenligne den variable elektrisitetsprisen mot terskelprisen | 14 |
| Figur 2: Elektrisitetspriser i norske kroner for de ulike prisområdene på NordPool Spot 18.11.2013. Kilde: Nord Pool Spot..... | 19 |
| Figur 3: Autokorrelasjonsfunksjonen til forbruk (øverst venstre) og pris (øverst høyre). Histogram til forbruk (nederst venstre) og pris (nederst høyre) | 30 |

| | |
|---|----|
| Figur 4: Pris NOK/MWh (øverst) og forbruk MWh (midt) i NO1 og temperatur Celsius (nederst) fra perioden 15.03.2010 - 30.09.2012. Gjennomsnittet (rød) +/- ett standardavvik (hhv. grønn og gul) er markert med horisontale linjer | 31 |
| Figur 5: Observasjoner av daglig gjennomsnittstemperatur for Blindern-Oslo i perioden 01.04.2003-31.03.2013..... | 32 |
| Figur 6: Histogram(venstre) og autokorrelasjonsfunksjonen(høyre) av daglig gjennomsnittstemperatur for Blindern-Oslo | 33 |
| Figur 7: Utvikling i temperatur (øverst til venstre), forbruk (nederst) og elektrisitetspris (øverst til høyre) i perioden 15.03.2010 til 30.09.2012..... | 42 |
| Figur 8: Daglige gjennomsnittstemperaturer fra Oslo sammen med det tilpassede sesongfunksjonen i perioden 01.04.2003 - 31.03.2013 | 45 |
| Figur 9: PACF av feilleddene til DAT etter justering for lineær trend og sesongmønster | 46 |
| Figur 10: Tilpasset temperatur justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd i perioden 01.04.2003 til 31.03.2012 | 47 |
| Figur 11: Feilledd (venstre) og kvadrerte feilledd (høyre) til temperatur justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd i perioden 01.04.2003 til 31.03.2012..... | 48 |
| Figur 12: Feilddenes ACF (venstre) og de kvadrertes feilledd (høyre) av temperaturen justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd..... | 48 |
| Figur 13: Observerte feilledd sammen med den tilpassede trunkerte Fourier funksjonen | 49 |
| Figur 14: Autokorrelasjonsfunksjon (øverst til venstre) og histogram (øverst til høyre) til feilleddene i den trunkerte Fourier funksjonen. P-plot (nederst til venstre) og q-plot (nederst til høyre) | 50 |
| Figur 15: Effektene av temperaturendringer på kontantstrømmen | 51 |
| Figur 16: Fra venstre til høyre vises histogram, q-plot og p-plot for temperatur, forbruk og elektrisitetspris (fra øverst til nederst) | 67 |
| Figur 17: Lineær sammenheng mellom forbruk og temperatur (venstre) og mellom pris og forbruk (høyre)..... | 68 |

1 Innledning

Været har stor betydning for størrelsen på elektrisitetsregningen til privatpersoner og næringsdrivende, spesielt i et land som Norge. I Norge er elektrisitetsregningen et produkt av forbrukt elektrisitet og den variable elektrisitetsprisen. Den variable elektrisitetsprisen påvirkes av mange faktorer, men vil i grove trekk gå opp dersom det i en lengre periode både er lite nedbør og lav temperatur. På en annen side vil elektrisitetsprisen gå ned dersom det i en lengre periode både er mye nedbør og høyere temperatur. Det er to grunner til at været har en slik effekt på elektrisitetsprisen i Norge. For det første er det vanlig å bruke elektrisitet til oppvarming av næringsbygg og privatboliger. I kalde perioder øker derfor etterspørselen etter elektrisitet. For det andre begrenser mengden nedbør tilbudet av elektrisitet i stor grad, fordi majoriteten av elektrisitetsproduksjonen i Norge kommer fra vannkraft. I perioder uten eller med lite nedbør må elektrisitetsprodusentene bruke av vannet som allerede er i vannmagasinene. Dersom denne perioden blir vedvarende, vil produsentene tilslutt «gå tom» for vann og tilbudet av elektrisitet reduseres. I et slikt tilfelle med lav temperatur og lite nedbør vil elektrisitetsetterspørselen være stor og tilbudet lavt, som fører til at prisen vil gå opp. Dersom værforholdene hadde vært annerledes ville også effekten på elektrisitetsprisen vært annerledes, enten ville den gått opp eller ned. Det betyr at endringen i elektrisitetsprisen blir vanskelig å forutse, kanskje like vanskelig som å forutse været. Utfordringen for et energiselskap som både kjøper og selger elektrisitet er derfor å redusere risikoen for at været fører til store variasjoner i kontantstrømmen. En jevn kontantstrøm er avgjørende for en forsvarlig drift av et selskap uten store kapitalreserver.

Risikoen¹ knyttet til variasjonen i energiselskapets kontantstrøm kan deles i prisrisiko og volumrisiko. Prisrisiko er usikkerheten knyttet til endringer i elektrisitetsprisen. Volumrisiko er usikkerheten knyttet til mengden produsert elektrisitet og mengden etterspurt elektrisitet, som igjen bestemmer elektrisitetsprisen. Målet med å sikre seg mot pris- og volumrisiko er å redusere variasjonen i kontantstrømmen. For eksempel kan energiselskapet komme i en situasjon der elektrisitetsprisen blir lav, hvilket fører til redusert inntekt. Ved å ha kjøpt en finansiell kontrakt avhengig av elektrisitetsprisen, vil selskapet få en utbetaling som kan kompensere for den reduserte inntekten. En slik finansiell kontrakt kalles et elektrisitetsprisderivat og kan kjøpes på den finansielle nordiske kraftbørsen, NASDAQ Commodities OMX. Elektrisitetsprisderivatet sikrer mot prisrisiko. Tilsvarende kan kjøp av derivater som er avhengig av temperaturen, såkalte temperaturderivater, brukes til å sikre seg

¹ Det finnes flere former for risiko, i tillegg til pris- og volumrisiko. Et selskap står også overfor kredittrisiko (kontraktspartens evne til å betale), operasjonell risiko (maskinhavari, svindel), likviditetsrisiko (ingen mulighet til å kjøpe og selge varer til noterte priser) og politisk risiko (nye lovbestemmelser, ekspropriering) (Weron 2013)

mot volumrisiko. På råvarebørsen i Chicago (CME) omsettes temperaturderivater referert til temperaturen målt i flere byer i USA og Europa. I det bilaterale markedet derimot er det er mulig å kjøpe kontrakter som både sikrer mot volum- og prisrisiko, et eksempel på en slik kontrakt er en «double triggered» temperaturopsjon.

I denne oppgaven skal jeg vise hvordan variasjonen i kontantstrømmen kan reduseres ved å sikre seg mot volumrisiko gjennom investering i temperaturderivater. Det er foretatt få studier på bruken av temperaturderivater, hovedsakelig på grunn av det store fokuset på sikring mot prisrisiko og på grunn av kvaliteten på prisdataene i temperaturderivatmarkedet. Markedet for temperaturderivater på børs er lite likvid, mens i det mer likvide bilaterale markedet er det flere ukjente faktorer som påvirker prisen. Derfor vil bruken av markedspriser føre til unøyaktige resultat. Utfordringen er da å fastsette en rettferdig pris, slik at man kan avgjøre om temperaturderivater er godt egnet for sikring mot volumrisiko. Å fastsette en pris er vanskelig fordi temperaturindeksen, som er derivatets underliggende indeks, ikke kan kjøpes eller selges. Det vil si at temperaturderivatmarkedet ikke er komplett, og i et slikt marked kan man ikke bruke de tradisjonelle metodene for prisfastsettelse. For å kunne fastsette en pris på temperaturderivatene tar man derfor utgangspunkt i en temperaturmodell som forklarer dynamikken i temperaturen. På basis av forventet fremtidig temperatur er det mulig å fastsette en pris. Oppgavens mål er derfor å bevise at det er mulig å tilpasse CAR-modellen til Benth et al. (2007) til den daglige gjennomsnittstemperaturen i Oslo. Dersom det kan bevises, betyr det at modellen kan brukes til prisfastsettelse av temperaturderivater referert til temperaturen i Oslo.

Oppgavens resultater viser at elektrisitetsprisen blir påvirket av endringer i elektrisitetsforbruket, som igjen blir påvirket av endringer i temperaturen. Uforutsette temperaturendringer bidrar derfor til økt volumrisiko, fordi temperaturen påvirker forbruket og dermed prisen for tilslutt å påvirke kontantstrømmen til et energiselskap. Riktignok blir elektrisitetsprisen påvirket i mindre grad av forbruket, enn forbruket blir påvirket av temperaturen. Men dette skyldes nok at prisen er komplisert sammensatt av flere faktorer. Energiselskapet har muligheten til å sikre seg mot volumrisiko ved å investere i temperaturderivater. Dette bekreftes av resultatene som viser at det er mulig å tilpasse CAR-modellen til temperaturen i Oslo. På den måten kan modellen brukes til å fastsette en pris på temperaturderivatene. I tillegg har caset illustrert hvordan to ulike temperaturderivater fungerer, og hvordan oppgjøret fra disse kan ha en positiv innvirkning på energiselskapets kontantstrøm.

Jeg mener at temaet i denne oppgaven er viktig fordi utsiktene til et mer ustabil og mer ekstremt vær mest sannsynlig vil føre til et endret produksjons- og forbruksmønster av elektrisitet i Norge.

Dette kan føre til større variasjon i elektrisitetsprisene og dermed større variasjon i kontantstrømmen. I tillegg vil en økning i antallet ikke-regulerbare kraftverk, som sol- og vindkraft, føre til større variasjon i produksjonsmønsteret og stille større krav til overføringskapasitet i strømmettet. Dette påvirker elektrisitetsprisen. Ikke-regulerbare kraftverk produserer elektrisitet når det er sol eller vind, men dette tidspunktet er nødvendigvis ikke når etterspørselen etter elektrisitet er der. Et skifte fra atomkraftverk til ikke-regulerbare kraftverk er tydelig å se i Europa, og kanskje spesielt i Tyskland. Den økende andelen av ikke-regulerbare kraftverk vil påvirke elektrisitetsprisene, men jeg vil ikke gå nærmere inn på dette i denne oppgaven. Tradisjonelt har produksjons- og forbruksmønsteret i Norge vært nokså forutsigbart, som har ført til at elektrisitetsprisene har vært forutsigbare. Selv om det tidligere også har vært variasjoner fra år til år, er det i fremtiden forventet at variasjonene kan bli større og at variasjonene vil gjøre seg gjeldende i andre deler av året enn det tidligere har vært. Historisk sett har fokuset vært å sikre kontantstrømmen mot prisrisiko. I denne oppgaven derimot er fokuset på sikring mot volumrisiko. Oppgavens resultater er viktig for selskaper med store faste kostnader og der kontantstrømmen er spesielt avhengig av elektrisitetsprisen. Et slikt eksempel er et energiselskap uten egen produksjon, som må dekke sitt kraftsalg med kjøp av kraft til markedspris. Jeg vil se nærmere på et slikt selskap i caset senere i oppgaven. Caset viser hvordan usikkerheten i kontantstrømmen kan reduseres ved bruk av temperaturderivater sammenlignet med et alternativ som benytter en kombinasjon av temperaturderivater og tradisjonelle elektrisitetsprisderivater.

Jeg har foretatt en rekke avgrensninger i oppgaven. Jeg vil kun se på hvilke effekter temperaturen har på elektrisitetsforbruket og -prisen i Oslo. Elektrisitetsprisen for Oslo blir ikke kun bestemt av tilbud og etterspørsel i Oslo. Prisen blir bestemt basert på et større område definert ved Statnett og er omtalt som anmeldingsområde eller prisområde NO1. Statnett har ansvar for at sentralnettet i Norge er operativt til enhver tid. Derfor benyttes pris- og forbruksdata for NO1 i denne oppgaven og dataene hentes fra Nord Pool Spot. Nord Pool Spot er en børs og er markedsplassen for fysisk kraft i Norden. Temperaturdataene hentes fra målestasjonen på Blindern i Oslo og i oppgaven bruker jeg døgnoppløste data observert i perioden fra 2003 til 2012. Det faktum at temperaturderivatet på råvarebørsen i Chicago refererer til temperaturen målt ved Blindern har vært avgjørende for valg av område. I oppgaven vil jeg fokusere på temperaturderivat for bruk i energisektoren og hvordan de kan brukes til å redusere volumrisikoen knyttet til elektrisitetsforbruk og -pris. Oppgaven er strukturert som følger: Først presenteres to hypoteser i teorikapittelet, etterfulgt av hvilke metoder som benyttes. Deretter følger resultat, case og en diskusjon av resultatene. Tilslutt avrundes oppgaven med en konklusjon i siste kapittel.

Forkortelser:

CAR-modell = time continuous autoregressive modell

CAT = Cumulative average temperature

CDD = Cooling degree days

CfD = Contracts for Difference

CME = råvarebørsen i Chicago

DAT = daglig gjennomsnittstemperatur (daily average temperature)

ECM = feilkorreksjonsmodellen (Error correction model)

Elektrisitetspris/elspotpris = den variable markedsprisen på levering av fysisk elektrisitet i dag

Forward-/Futurespris = prisen på elektrisitet med levering på et spesifisert tidspunkt i fremtiden

HDD = heating degree days

Mega (M) = representerer 1 000 000 (1 million)

MW = megawatt, watt er et mål på hvor mye elektrisitet som produseres eller forbrukes per sekund

MWh = megawattimer, et mål på hvor mye elektrisitet som produseres eller forbrukes over en time

NASDAQ = Nasdaq Commodities OMX, den finansielle kraftbørsen i Norden

NOK = norske kroner

NordPool Spot = Den fysiske kraftbørsen i Norden

Områdepris, NO1 = elspotprisen i prisområde NO1, østlandsområdet, satt av Statnett

OTC = «over-the-counter», betegnelsen på et bilateralt marked

Spotpris = se elektrisitetspris

Statnett = sentralnettsoperatøren i Norge

2 Teoretisk fundament

I første del av dette kapittelet ser jeg nærmere på hva et derivat er og hvordan det kan brukes for å redusere variasjonen i kontantstrømmen. I andre del, ser jeg på hvordan elektrisitetsprisen blir til i elektrisitetsmarkedet. Dette er viktig for å forstå hvorfor og hvordan temperaturen påvirker kontantstrømmen til et energiselskap. Deretter, i tredje del, ser jeg på hvordan man kan redusere variasjoner i kontantstrømmen ved hjelp av temperaturderivater. Her fokuserer jeg på standard temperaturopsjoner og «double triggered» temperaturopsjoner. Tilslutt ser jeg på hvordan temperaturen kan modelleres.

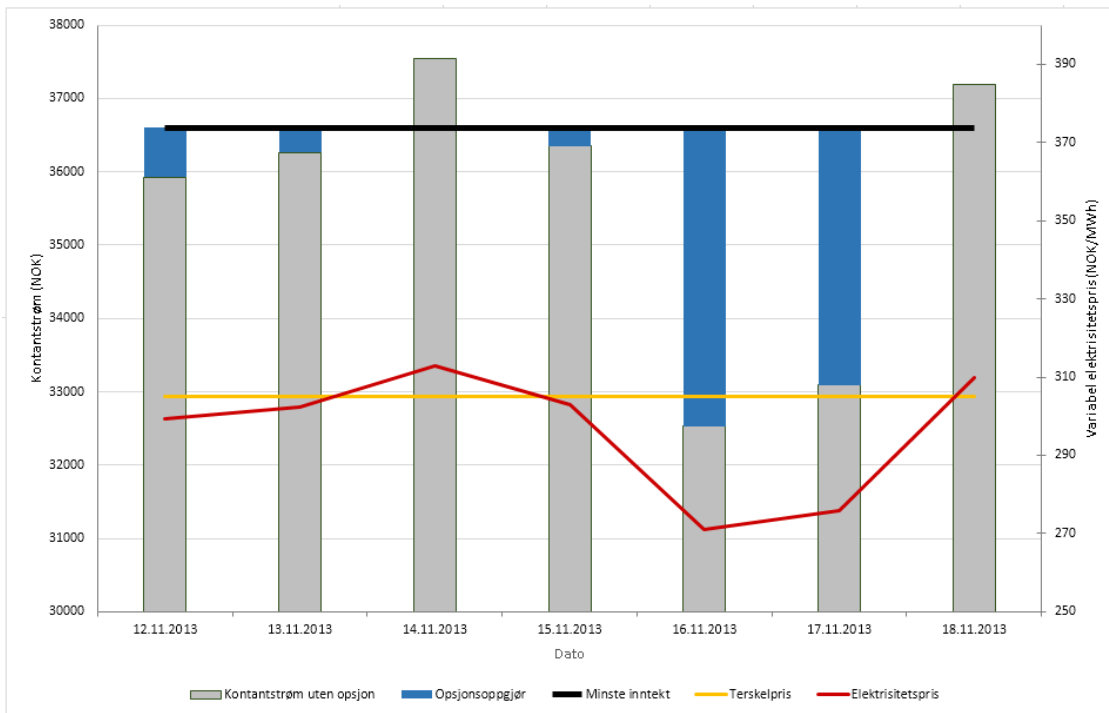
2.1 Derivater

Et derivat er en finansiell kontrakt der utbetalingen er avhengig av utviklingen i et underliggende aktiva, som for eksempel en aksjeprisindeks eller en råvareprisindeks (Bodie et al. 2011). Derivater omfatter flere typer kontrakter, der det primært er oppgjørsformen og graden av kredittrisiko² som skiller dem. Kontraktene kan være av typen; futures, forward, Contracts for Difference (CfD) og flere typer opsjoner (Weron 2006).

Et energiselskap som selger elektrisitet til en variabel elektrisitetspris kan for eksempel bruke en asiatiske salgsoption avhengig av den samme variable elektrisitetsprisen til å sikre kontantstrømmen. Energiselskapet kan med en slik kontrakt vite med sikkerhet at laveste inntekt i perioden fra 12 til 18. november 2013 vil bli 251 200 NOK. Ved kjøp av en asiatiske salgsoption betaler energiselskapet en opsjonspremie på 5 000 NOK ved kontraktinngåelse. Dette gir selskapet en rett, men ingen plikt, til å benytte opsjonen i den kontraktsfestete leveringsperioden (Weron 2006). Oppgjøret på opsjonen skjer etter leveringsperioden, der man i løpet av perioden har sammenlignet utviklingen i den variable elektrisitetsprisen målt i norske kroner per megawattimer (NOK/MWh) mot en fast kontraktsfestet terskelpris på 305 NOK/MWh (strike pris). Figur 1 viser hvordan salgsoptionen gir utbetaling i de tilfeller hvor elektrisitetsprisen er lavere enn terskelprisen. Utbetalingen består da av differansen mellom terskelpris og elektrisitetspris multiplisert med et kontraktsfestet volum målt i megawattimer (MWh). I dette tilfellet er volumet lik 120 MWh per døgn. Som vist i tabell 1 sikrer energiselskapet at inntekten i løpet av et døgn ikke blir lavere enn 36 600 NOK. For eksempel ble energiselskapets salgsinntekter den 12 november 2013 kun 35 923 NOK, men samtidig utbetalte salgsoptionen 677 NOK som førte til en total inntekt på 36 600 NOK. Sett perioden under ett gjør opsjonen at kontantstrømmen blir mer stabil, og at inntekten uansett ikke blir lavere 251 200 NOK.

² Kredittrisiko er risikoen knyttet til at kontraktsmotparten ikke kan gjøre opp for seg (Weron 2013).

I dette tilfellet fører opsjonen til at den totale inntekten faktisk blir 252 736 NOK. Uten opsjonen ville inntekten bare vært 248 893 NOK, noe som er under minstekravet.



Figur 1: Utbetaling på en asiatisk salgsoptjon ved å sammenligne den variable elektrisitetsprisen mot terskelprisen

Tabell 1: Eksempel på et oppgjør på en asiatisk salgsoptjon og oppgjørets innvirkning på kontantstrømmen

| Leveringsperiode | Terskelpris NOK/MWh | Elektrisitetspris NOK/MWh | Volum MWh | Kontantstrøm uten opsjon | Opsjonsoppgjør | Kontantstrøm med opsjon |
|-------------------------|------------------------|------------------------------|--------------|--------------------------|----------------|-------------------------|
| | | | | NOK | NOK | NOK |
| Opsjonspremie | | | | | | -5000 |
| 12.11.2013 | 305 | 299,36 | 120 | 35 923 | 677 | 36 600 |
| 13.11.2013 | 305 | 302,21 | 120 | 36 265 | 335 | 36 600 |
| 14.11.2013 | 305 | 312,82 | 120 | 37 538 | 0 | 37 538 |
| 15.11.2013 | 305 | 302,92 | 120 | 36 350 | 250 | 36 600 |
| 16.11.2013 | 305 | 271,07 | 120 | 32 528 | 4 072 | 36 600 |
| 17.11.2013 | 305 | 275,75 | 120 | 33 090 | 3 510 | 36 600 |
| 18.11.2013 | 305 | 309,98 | 120 | 37 198 | 0 | 37 198 |
| Sum | | | | 248 893 | 8 843 | 252 736 |
| Krav til minste inntekt | | | | 251 200 | | 251 200 |
| Tap / gevinst | | | | -2 307 | | 1 536 |

En standard metode for å fastsette prisen på derivater generelt er å lage en portefølje av det underliggende instrumentet³ med den hensikt å gjenskape utbetalingene fra derivatet. Det innebærer at

³ Et instrument er en kontrakt som refererer til en bestemt indeks, for eksempel en aksje eller en råvare

man må lagre en viss mengde av det underliggende instrumentet ut derivatets levetid. Dersom antakelsen om ingen arbitrasje legges til grunn, vil prisen på derivatet være lik prisen på den gjenska-
pende porteføljen. Antakelsen om ingen arbitrasje betyr at det ikke finnes mulighet for en risikofri
gevinst i markedet. I en slik situasjon skal verdien av et derivat ved kontraktinngåelse være lik ver-
dien av å sette de samme pengene i banken til en risikofri rente frem til et gitt tidspunkt. Denne
sammenhengen kalles også «cost-of-carry» i forbindelse med råvarehandel. Fordi prisen er bestemt
av den relative kostanden av å kjøpe en kontrakt med levering i fremtiden, sammenlignet med å
låne penger til en risikofri rente for å kjøpe en kontrakt med levering i dag, for deretter å beholde
leveransen på lager frem til den blir solgt i fremtiden og lånet blir tilbakebetalt (Bodie et al. 2011).
Men i tilfellet med elektrisitetprisderivater kan man ikke benytte prinsippet om ingen arbitrasje. Si-
den elektrisitet i seg selv ikke kan lagres, i alle fall ikke effektivt fordi lagringsmuligheter for ener-
gikilder som vann, gass, olje og kull er begrenset og svært kostbart. Å prisfastsette derivater av-
hengig av spotprisen⁴ på elektrisitet er derfor ikke mulig, fordi det ikke er mulig å lage en gjenska-
pende portefølje. Et alternativ kan derfor være å bruke konseptet med risikopremie for å prisfast-
sette et elektrisitetsprisderivat. Risikopremien er gevinsten man oppnår ved å investere i en kontrakt
med risiko i forhold til en risikofri kontrakt. I denne sammenhengen er risikopremien differansen
mellom prognosen på spotpris og forwardprisen. Prognosen på spotpris er det beste estimatet man
har for elektrisitet levert på dagen på et spesifikt tidspunkt i fremtiden. Forwardprisen er den fak-
tiske prisen man er villig til å betale i dag for levering av elektrisitet på det samme spesifikke tids-
punktet i fremtiden (Weron 2006).

For å finne prisen på en elektrisitetsprisopsjon som ovenfor, det vil si opsjonspremien, kan Black-
Scholes opsjonsmodell benyttes (Weron 2006). Modellen tar utgangspunkt i fem faktorer; dagens
verdi av den underliggende indeksen, terskelprisen, tid til levering, volatilitet i den underliggende
indeksen og risikofri rente (Bodie et al. 2011). Modellen vurderer utviklingen i den underliggende
indeksen basert på en prosess bestående av to prosesskomponenter. En deterministisk prosess som
beskriver konstant tidstrend og konstant volatilitet, og en stokastisk prosess. En stokastisk prosess
er en matematisk funksjon som brukes til å beskrive tilfeldige (stokastiske) forandringer i en tidsse-
ries fremtidige verdier. Det finnes flere ulike stokastiske prosesser som kan beskrive utviklingen på
forskjellig måte. Black-Scholes opsjonsmodell bruker en geometrisk brownsk bevegelse (Benth
2002). I tillegg forutsetter modellen at den underliggende indeksen er normalfordelt. I eksempelet
ovenfor er den underliggende indeksen elektrisitetsprisen. En ulempe ved bruk av Black-Scholes

⁴ Prisen på elektrisitet med levering i dag

opsjonsmodell på elektrisitetspriser er at en brownsk bevegelse ikke klarer å fange opp tunge haler og skjevheter i prisdsseriers fordeling i forhold til normalfordelingen. I tillegg tar ikke modellen høyde for autokorrelasjon i tidsserien, det vil si at dagens verdi er avhengig av verdier i fortiden (Benth 2002). Dette er egenskaper som er svært ofte forekommende i elektrisitetspriser (Benth et al. 2008). Det er med andre ord viktig å vurdere om de underliggende antakelsene blir oppfylt før man benytter Black-Scholes opsjonsmodell.

2.2 Elektrisitetsmarkedet

For å forstå hvorfor derivatene kan brukes av energiselskap til å redusere risiko, er det viktig å forstå hvorfor og hvordan risikoen oppstår i et elektrisitetsmarked. Nedenfor ser jeg på hvordan elektrisitetsprisen blir til i det norske elektrisitetsmarkedet. Jeg ser på hvordan dereguleringen av markedet har hatt betydning for prisen og hvordan tilbud og etterspørsel etter elektrisitet er med på å bestemme denne. Tilslutt kommer jeg inn på hvordan begrensninger i strømmnettets overføringskapasitet har ført til ulike prisområder og hvordan klimaendringer kan ha konsekvenser for prisen i de ulike områdene.

2.2.1 Deregulering

Som følge av energiloven fra 1990 har dereguleringen av det norske elektrisitetsmarkedet ført til variable elektrisitetspriser. Før dereguleringen ble prisen på elektrisitet politisk bestemt. I praksis var det lokale forskjeller og selvkostprising (gjennomsnittskostnad) som var vanlig (SINTEF Energiforskning AS 2007). Prisen var fast, men ble justert årlig. Etter dereguleringen ble omsetningen av fysisk elektrisitet organisert på børs. Her bestemmes prisen på elektrisitet av tilbud og etterspørsel, der forventet tilbud og etterspørsel innrapporteres daglig for hver time i et døgn (NordPool Spot 2012). Dette har ført til at elektrisitetsprisen varierer fra time til time. Hovedårsaken til dette er at elektrisitet ikke kan lagres. Det betyr at elektrisitet må produseres samtidig som den forbrukes til enhver tid (Førsund 2007).

2.2.2 Vannkraft i Norge og Norden

Det norske elektrisitetsmarkedet for fysisk kraft er en del av det nordiske elektrisitetsmarkedet på kraftbørsen Nord Pool Spot. Det betyr at elektrisitetsprisen i Norge blir påvirket av elektrisitetsprodusenter og -forbrukere i Danmark, Sverige, Norge, Finland, Estland, Litauen og Latvia. I disse landene, bortsett fra Norge blir elektrisiteten produsert i kull-, gass- og atomkraftkraftverk. I slike kraftverk er produksjonen av elektrisitet ikke lett å justere opp og ned på kort sikt, derimot er det

mulig på lang sikt. I tillegg har flere av landene både ikke-regulerbare og regulerbare kraftverk basert på fornybare kilder som vind og vann. Ikke-regulerbare kraftverk som vind- og elvekraftverk er lite fleksible, fordi produksjonen av elektrisitet styres av vind og vannforhold. Det vil si at produksjonen i liten grad justeres til den faktiske etterspørselen. Derimot er et regulerbart vannkraftverk med vannmagasin svært fleksibelt, fordi produksjonen kan tilpasses etterspørselen ved å lagre vann i magasinene inntil det skal brukes.

Elektrisitetsproduksjonen i Norge er derfor svært fleksibel, fordi 99% av produksjonen kommer fra vannkraftverk med vannmagasin (Chernet et al. 2010). Vannet lagres i magasinene i perioder med lave elektrisitetspriser når etterspørselen er lav, for deretter å brukes til elektrisitetsproduksjon i perioder med høye priser når etterspørselen er høy. Dette er mulig inntil en viss grad, fordi det er tilgangen på vann som setter premissene for når og hvor mye som kan produseres til enhver tid. Vannkraftverk er med andre ord svært sesongavhengig. I Norge vil produksjonen være høy om høsten da regn fyller magasinene med vann og lav om vinteren fordi snøen tvinger produsentene til å bruke av det oppsamlede vannet. Om våren vil produksjonen øke ettersom snøen smelter, og produksjonen blir igjen høy om sommeren for å sørge for tomme magasiner før høstregnet kommer.

Elektrisitetsetterspørselen er også avhengig av sesongene, fordi 79% av norsk elektrisitetsproduksjon benyttes til oppvarming (Rosenberg 2012). Det nåværende norske klimaet har klare sesonger; sen vår, mild sommer, regnfull høst og kald vinter. Elektrisitetsforbruket er derfor tradisjonelt vært høyt på senhøsten, vinter og tidlig vår og lavere sent på våren, om sommeren og før de første kuldegradene om høsten.

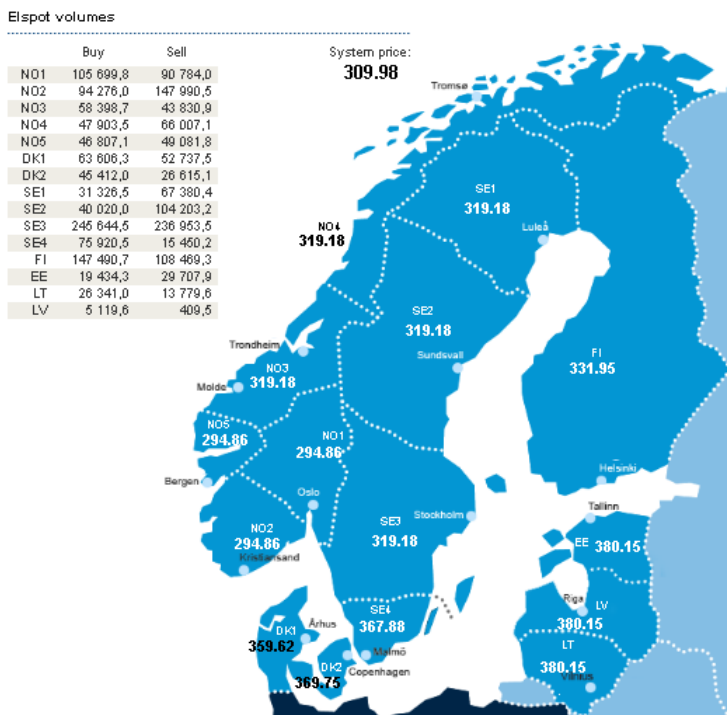
Fordi forbruket og produksjonen er avhengig av sesongene har tilbudet tradisjonelt vært større enn etterspørselen om sommeren og tidlig høst, som har gitt lave priser. Mens etterspørselen har vært større enn tilbudet om vinteren og spesielt om våren før snøsmeltingen i fjellet har tatt til for alvor. I denne perioden kan man derfor se at prisen kan bli svært høy.

Elektrisitetsprisens nivå i de ulike sesongene er et tegn på at elektrisitetsforbrukernes betalingsvillighet er svært stor i de kalde periodene, mens den er lavere i de varmere periodene. Elektrisitetsprodusentene på sin side kan tilby en pris på elektrisitet som er påvirket av både langsiktige og kortsiktige forhold (Bye 2006). På lang sikt er prisen på elektrisitet lik kostnaden ved å bygge ut nye kraftverk eller utvide eksisterende. På kort og mellomlang sikt er prisen på elektrisitet lik den kortsiktige grensekostnaden. På kort sikt er driftskostnadene i et vannkraftverk svært lave, fordi vannet siger kostnadsfritt ned i magasinene. Verdien av produksjonen på et tidspunkt vil avhenge av forventet verdi senere, fordi vannet kan lagres til prisene eventuelt blir høyere. I utgangspunktet betyr det at

prisen i et vannkraftsystem skal være lik i alle perioder, men slik er det ikke (Bye 2006). Det er flere årsaker til dette:

- Det er grenser for hvor mye vann som kan lagres i magasinene til enhver tid.
- Usikkerhet knyttet til vanntilførsel til magasinene. Det er også bestemmelser knyttet til minstevannføring og opp- og nedregulering av elven bak magasinet. I tillegg til restriksjoner på unødvendig utslipp av vann fra magasinene uten at vannet brukes til elektrisitetsproduksjon. Dette kalles overløp og produsentene regner også dette som rent tap av inntekt.
- Begrensninger i kraftverkens generatorkapasitet. Kapasiteten avgjør produksjonsvolumet.
- Begrensninger i overføringskapasitet på strømmettet mellom regioner.

Det nordiske kraftmarkedet er blant annet avhengig av god overføringskapasitet i strømmettet mellom ulike regioner for at prisen på elektrisitet skal være lik i alle land. En slik pris er kun en teoretisk pris, da det i praksis er begrensninger i overføringskapasiteten. I markedet blir prisen likevel beregnet av Nord Pool Spot og kalles systemprisen. Systemprisen brukes som referansepris i de finansielle kontraktene for elektrisitet. Figur 2 viser hvordan landene som er en del av Nord Pool Spots marked er delt inn i ulike prisområder. Prisområdene bestemmes av de ulike lands sentralnettsoperatører (TSO), for å unngå havari av komponenter i strømmettet. Figur 2 viser også hvordan elektrisitetsprisen i norske kroner per megawattimer (NOK/MWh) er ulik fra område til område den 18 november 2013. Legg merke til at prisen denne dagen er 319,18 NOK/MWh både i område NO3, NO4, SE1, SE2 og SE3, det betyr at det ikke er begrensninger i overføringskapasiteten mellom disse områdene. Dette gjelder også prisområdene NO1, NO2 og NO5 som alle har pris 294,86 NOK/MWh. Av tabellen til venstre i figur 2 vises det at disse områdene er overskuddsområder, det vil si at samlet produksjon i MWh (salg) er høyere enn samlet forbruk i MWh (kjøp). Prisen i et overskuddsområde vil falle helt til den overskytende elektrisitetsproduksjonen er innenfor overføringskapasitetens begrensninger. Når den er innenfor kan elektrisiteten eksporteres til et tilstøtende underskuddsområde, slik som for eksempel SE4. Prisen i SE4 er høyere enn i SE3, fordi etterspurt elektrisitet i SE4 er 75 920,5 MWh mens produksjonen kun er 15 450,2 MWh og i tillegg er importen begrenset. Så lenge det er begrensninger i overføringskapasiteten er tilbudet og etterspørselen innenfor hvert område avgjørende for prisen i området.



Figur 2: Elektrisitetspriser i norske kroner for de ulike prisområdene på NordPool Spot 18.11.2013. Kilde: Nord Pool Spot

2.2.3 Endringer i fremtidig elektrisitetsforbruk og –produksjon øker volumrisikoen

Fremtidige endringer i klimaet er usikre, men det er allerede observert et varmere, våtere og villere klima i Norge (Statnett 2012). Det er anslått at endringer i klima vil stille større krav til overføringskapasiteten og påvirke både forbruket og produksjonen av elektrisitet slik at endringene vil ha innvirkning på elektrisitetsprisen. I fremtiden er det forventet at år med store nedbørmengder, våtår, og flere tilfeller av år med lite nedbør, tørrår, vil gjøre seg mer gjeldende. Både hyppigere og mer ekstreme våtår og større forskjeller mellom tørrår og våtår indikerer behov for økt overføringskapasitet (Statnett 2012). Overføringskapasiteten har, som vist ovenfor, innvirkning på elektrisitetsprisen. Men elektrisitetsprisen vil også bli påvirket av endringer i klima, fordi både produksjonen og forbruket i Norge er spesielt avhengig av været. Det er forventet at elektrisitetsproduksjonen vil øke som følge av økte nedbørmengder. I dag regner det nesten 20% mer enn i 1900 (NORKLIMA 2013). En av årsakene til dette er at høyere gjennomsnittstemperatur har ført til at nedbøren kommer som regn i stedet for snø. Denne trenden er forventet å fortsette, noe som betyr at det blir mer vann i magasinene hele året. Norges vassdrag- og energidirektorat (NVE) forbyr unødvendig utslipp av vann fra magasinene som ikke benyttes i kraftproduksjonen (såkalt overløp). Produsentene er derfor tvunget til å føre vannet gjennom turbinene og dermed produsere mer elektrisitet (Seljom et al. 2011). Det er også forventet at høyere gjennomsnittstemperatur vil redusere elektrisitetsforbruket.

Selv om det er store variasjoner i temperaturen fra år til år, så har den årlige gjennomsnittstemperaturen i Norge økt med 1°C fra 1961 til 2011 (Statnett 2012). Økt gjennomsnittstemperatur vil føre til et redusert behov for oppvarming i Norge, spesielt i de kalde periodene (Seljom et al. 2011). Dermed reduseres etterspørselen etter elektrisitet. Med endringer i både tilbud og etterspørsel som følge av endring i klimaet, er det stor sannsynlighet for at prisen også vil bli påvirket.

Hypotese I: Endringer i temperatur påvirker elektrisitetsforbruk og -pris i Oslo

2.3 Sikring i temperaturderivatmarkedet

I denne delen ser jeg nærmere på hvorfor sikring av kontantstrømmen er blitt mer aktuelt og hvordan man sikrer seg mot både prissisiko og volumrisiko. Det fokuseres på hvordan temperaturderivater kan brukes for å redusere volumrisiko. I den forbindelse ser jeg nærmere på hva et temperaturderivat er, hvor markedet er, hvem aktørene er, hvilke typer temperaturderivater det finnes og hvordan prisen på et temperaturderivat fastsettes.

2.3.1 Hva er årsaken til at prissikring er aktuelt?

Dereguleringen av det norske kraftmarkedet førte til at prisen på elektrisitet (elspotprisen) nå er bestemt av tilbud og etterspørsel. Av den grunn er det umulig å vite eksakt hva elspotprisen vil bli i dagene og ukene fremover. For en forbruker betyr dette at det er knyttet stor usikkerhet til hva elektrisitetsutgiftene faktisk blir og for produsentenes del betyr det at inntektene på solgt elektrisitet ikke er lett å forutsi. Dereguleringen har derfor ført til et behov for å sikre utgiftene og inntektene, ved å «bytte» en usikker variabel elspotpris mot en forutsigbar fast pris og på den måten gjøre kontantstrømmen mer stabil.

2.3.2 Hvordan sikre mot prissisiko og volumrisiko?

Tradisjonelt har sikring mot prissisiko foregått ved å inngå bilaterale eller børsnoterte finansielle elektrisitetsprisderivater. Oppgjøret består av differansen mellom en variabel elspotpris og en kontraktsfestet fastpris, eller mellom to variable elspotpriser, multiplisert med et elektrisitetsvolum. Dersom den variable elspotprisen for eksempel blir veldig lav, kan et energiselskap oppleve reduserte salgsinntekter. Men ved å ha investert i et elektrisitetsprisderivat kan oppgjøret fra derivatet kompensere for den lave salgsinntekten.

I Norge omsettes en stor del av både fysiske og finansielle kontrakter på børs. Den fysiske elektrisitetshandelen på den nordiske kraftbørsen Nord Pool Spot danner grunnlaget for det finansielle

elektrisitetmarkedet. I Norden foregår finansiell handel blant annet på børsen NASDAQ OMX Commodities AS. Her kan aktørene sikre seg mot prisrisikoen ved kjøp og salg av derivater for opptil seks år frem i tid, fordelt på døgn, uker, måneder, kvartal og år. Systemprisen som fastsettes på Nord Pool Spot blir brukt som referansepris i de finansielle kontraktene på NASDAQ OMX. De finansielle produktene omfatter futures- og forwardkontrakter, Contracts for Difference (CfD) og opsjoner. Futures- og forwardkontrakter er avtaler om et finansielt oppgjør av en avtalt mengde elektrisitet for en avtalt tidsperiode til en avtalt pris. For futureskontrakter skjer oppgjøret både i handels- og leveringsperioden, mens forwardkontrakter kun gjøres opp etter leveringsperioden. Futures- og forwardkontrakter sikrer kun mot bevegelser i systemprisen. CfD er en form for forwardkontrakter som dekker differansen mellom en områdepris og systempris, eller mellom to områdepriser. Opsjoner innebærer en rettighet, men ikke en plikt, til å kjøpe eller selge en forwardkontrakt i fremtiden til en avtalt pris. NASDAQ OMX lister kun europeiske opsjoner (Olje- og energidepartementet 2013).

Variasjoner i elektrisitetsprisen har som sagt vært håndtert med elektrisitetspriserderivater i det finansielle elektrisitetmarkedet. Derimot har uforutsette endringer i elektrisitetsvolumet, dvs. volumrisiko, i det store og hele blitt neglisjert. Dersom det er en sterk sammenheng mellom værforhold, da spesielt temperatur, og mengden produsert og forbrukt elektrisitet da kan man bruke temperaturderivater til å sikre seg mot volumrisiko i elektrisitetsprisen.

2.3.3 Hva er et temperaturderivat?

Et temperaturderivat er en finansiell kontrakt som er avhengig av en spesifisert temperaturindeks. På samme måte som et elektrisitetspriserderivat er avhengig av en spesifisert elektrisitetspris, enten områdepris eller systempris. Generelt utbetaler et temperaturderivat en gitt sum dersom den målte temperaturen ligger over eller under en kontraktsfestet terskeltemperatur, slik som et elektrisitetspriserderivat gir utbetaling dersom elektrisitetsprisen ligger over eller under terskelprisen. Utbetalingen på temperaturderivatet skjer basert på målt temperatur over en gitt periode. Med andre ord er det en forsikring mot uønsket temperatur. Det finnes flere type temperaturderivat akkurat som det finnes flere typer elektrisitetspriserderivat, senere vil jeg se nærmere på to spesifikke typer.

2.3.4 Hvor er markedet?

Temperaturderivater inngår i en større gruppe med andre væravhengige derivater, som f.eks. frost, tåke og nedbør. Markedet for væravhengige derivater har eksistert siden 1997 og fra 1999 på råvarebørsen i Chicago (CME). Væderivatenes markedsverdi i 1998 var estimert til \$500 millioner i et

ikke-likvid marked til \$ 5 milliarder med bedre likviditet i 2003 (Campbell & Diebold 2003). Anslått verdi i 2011 var \$ 11,8 milliarder, der 20% av veksten i markedet kom det siste året (WRMA 2013a). Brorparten av veksten var forårsaket av vekst i temperaturderivatene, da de utgjør den største delen av værderivatmarkedet (WRMA 2013b). Dette gjenspeiles i CMEs utvidelse av temperaturindekser fra 10 byer i USA til 50 byer verden over, 27 i USA, seks i Canada, tre i Australia, tre i den Asiatiske-Stillehavsregionen og 11 byer i Europa. Temperaturderivater basert på temperatur målt ved Blindern i Oslo ble lansert på CME i 2008.

2.3.5 Utvikling i markedet

Markedet for temperaturderivater basert på temperaturen i Oslo har problemer med dårlig likviditet. Dette gjelder også flere av derivatene basert på temperaturer fra andre europeiske byer. I et ikke likvid marked er det vanskelig å finne en kontraktspartner og sette en pris på derivatene. Selv om derivatene basert på temperaturen i Oslo ikke ennå er likvide, har markedet generelt økt. Mulige årsaker til vekst i markedet kan være de allerede observerte klimaendringene og at man i fremtiden må være forberedt på ytterligere endringer (NORKLIMA 2013; Statnett 2012). Dette kan forårsake større etterspørsel etter en forsikring mot været. Derivatene kan også sees på som et alternativ til tradisjonell forsikring, der skader må dokumenteres. En annen årsak er at selskaper ikke vil tolerere variasjon i pris og volum forårsaket av været, da det nå er mulig å redusere denne variasjonen. utfordringen er å skille mellom systematisk og usystematisk risiko (Campbell & Diebold 2003). Den siste årsaken som nevnes i denne oppgaven hvordan energiselskaper sikrer seg mot volumvariasjon i tillegg til prisvariasjon, for å holde lave priser og beholde kundene (Leggio & Lien 2002).

2.3.6 Hvem er aktørene?

Selv om markedet generelt har ekspandert, er det fortsatt størst i USA. Store forsikringsselskaper har primært vært tilbyderne av temperaturderivater, mens selskaper som i stor grad blir påvirket av temperatursvingninger har etterspurt dem. Den tradisjonelle bruken av temperaturderivater har vært innen tre områder, jordbruksnæringen, utendørsarrangementbransjen og energisektoren. Bøndene forsikrer seg mot lave temperaturer som kan forårsake ødelagte avlinger. Større utendørsarrangement og skianlegg der publikumstilstrømmingen er avhengig av temperaturen, forsikrer seg mot publikumssvikt og lave billettsalg. Mens energiselskaper i USA, som primært bruker kull- og gasskraft, forsikrer seg mot salg av kraft til den variable elektrisitetsprisen. Elektrisitetsprisen kan variere mye fra innkjøpsprisen på kull eller gass, og der store avvik kan resultere i store tap for energiselskapet. I denne oppgaven vil jeg fokusere på hvordan energiselskapene i Oslo kan bruke temperaturderivatene.

2.3.7 To typer kontrakter - «Double triggered» og standard temperaturopsjoner

I denne oppgaven vil jeg fokusere på to typer temperaturderivater. En «double triggered» temperaturopsjon i det bilaterale markedet og en standard temperaturopsjon tilgjengelig på råvarebørsen i Chicago. Ved valg av type temperaturderivat er det viktig å ha en oppfatning av perioden kontrakten skal gjelde, størrelsen på kontrakten og hvilken temperaturindeks man bør referere til. I tillegg hvilken terskeltemperatur eller terskelpris man ønsker å bruke, hva man kan få utbetalt dersom temperaturen bryter terskelverdien og ikke minst hva man er villig til å betale for en slik kontrakt. Hvordan man prisfastsetter slike temperaturopsjoner blir diskutert i neste delkapittel. Nedenfor gjennomgår jeg temperaturopsjonenes virkemåte.

Temperaturderivatene kan skreddersys til motpartenes ønske i et bilateralt OTC (over-the-counter) marked. Enten rene derivater basert på en spesifikk temperaturindeks eller en kombinasjon av flere ulike temperaturindekser. Det finnes også temperaturderivater som kombinerer elektrisitetspris (elspotpris) og temperatur i en så kalt «double triggered» temperaturopsjon. I en slik kontrakt må både temperaturen ha oversteget en viss terskel, samtidig som elspotprisen må ha oversteget en viss terskel.

Det er lettere å forstå virkemåten til den «double triggered» temperaturopsjonen gjennom et eksempel. En «double triggered» temperaturopsjon har følgende karakteristikker. Terskeltemperaturen er minus 10 grader Celsius, målt som daglig gjennomsnittstemperatur. Pristerskelen er 300 norske kroner per megawattimer (NOK/MWh) sammenlignet med elspotprisen i Oslo. Opsjonen har leveringsperiode fra 7 til 20 januar 2013. På de dager hvor målt temperatur er lavere enn terskeltemperaturen vil kontraktens volumtidsserie øke med 5 megawatt (MW) per time. Hvis tersklene ikke overstiges blir verdien 0 for både volum- og pristidsserien. I tabell 2 vises oppgjøret på temperaturopsjonen. Den daglige gjennomsnittstemperaturen er lavere enn minus 10 grader Celsius den 13, 14 og 19 januar. Volumtidsserien i kolonne seks økes derfor med 120 megawattimer (MWh) hver av disse tre dagene ($120 \text{ MWh} = 5 \text{ MW} * 24 \text{ timer}$). Elspotprisen i Oslo er høyere enn 300 NOK/MWh den 10 til 12 og 14 til 19 januar. Pristidsserien i kolonne ni får dermed verdien 300 NOK/MWh disse ni dagene. Tilslutt multipliseres volum- og pristidsserien sammen og utgjør oppgjøret for leveringsperioden. Det er kun 14 og 19 januar som overstiger begge terskler og fører til et kontraktoppgjør på 72 000 NOK, som vist i kolonne ti.

Tabell 2: Oppgjør på en «double triggered» temperaturopsjon i perioden 7 til 20 januar 2013

| (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
|---------------------|--------------------|----------------------|-----------------------|------------------|----------------|------------------------|----------------------|-------------------|--------------------|
| Januar 2013 Oslo | Min. Temp (i°C) | Maks. Temp. (i°C) | Snitt. Temp. (i°C) | Terskel (i°C) | Volum (MWh) | Oslo pris (NOK/MWh) | Terskel (NOK/MWh) | Pris (NOK/MWh) | Oppgjør (i NOK) |
| 07.01.2013 | -0,6 | 0,8 | 0,1 | -10 | 0 | 280,88 | 300 | 0 | 0 |
| 08.01.2013 | -2,2 | 1,2 | -0,5 | -10 | 0 | 293,33 | 300 | 0 | 0 |
| 09.01.2013 | -2,8 | 0,5 | -1,15 | -10 | 0 | 291,69 | 300 | 0 | 0 |
| 10.01.2013 | -2,3 | 1 | -0,65 | -10 | 0 | 303,74 | 300 | 300 | 0 |
| 11.01.2013 | -5,4 | -0,3 | -2,85 | -10 | 0 | 315,5 | 300 | 300 | 0 |
| 12.01.2013 | -10,5 | -4,7 | -7,6 | -10 | 0 | 300,21 | 300 | 300 | 0 |
| 13.01.2013 | -15,4 | -10 | -12,7 | -10 | 120 | 292,18 | 300 | 0 | 0 |
| 14.01.2013 | -16,1 | -9,7 | -12,9 | -10 | 120 | 381,16 | 300 | 300 | 36 000 |
| 15.01.2013 | -10,9 | -7,1 | -9 | -10 | 0 | 372,8 | 300 | 300 | 0 |
| 16.01.2013 | -11,4 | -6,7 | -9,05 | -10 | 0 | 382,33 | 300 | 300 | 0 |
| 17.01.2013 | -8,4 | -4,9 | -6,65 | -10 | 0 | 397,57 | 300 | 300 | 0 |
| 18.01.2013 | -9,8 | -5,9 | -7,85 | -10 | 0 | 355,32 | 300 | 300 | 0 |
| 19.01.2013 | -17,2 | -9,5 | -13,35 | -10 | 120 | 301,84 | 300 | 300 | 36 000 |
| 20.01.2013 | -12,1 | -1,2 | -6,65 | -10 | 0 | 289,65 | 300 | 0 | 0 |
| Sum | | | | | 360 | | | | 72 000 |

Et alternativ til den «double triggered» temperaturopsjonen i OTC markedet er standardiserte temperaturderivater notert på råvarebørsen i Chicago (CME). De tilbyr både futures og opsjoner basert på tre typer temperaturindekser, HDD-, CDD- og CAT-indekser. HDD-indekser brukes om vinteren både i USA og Europa. HDD står for «heating degree days» og viser summen av den daglige gjennomsnittstemperaturen under terskelen på 65 grader Farenheit i USA eller 18 grader Celsius i Europa. Temperaturterskelen ansees å være grensen for hvor man setter på varmeovner. CDD-indeksen brukes om sommeren i USA. CDD står for «cooling degree days» og viser summen av den daglige gjennomsnittstemperaturen over terskelen på 65 grader Farenheit. Denne terskelen ansees som grensen hvor klimaanlegg settes i drift. I Europa benyttes CAT-indeksen (cumulative average temperature) i stedet for CDD-indeksen om sommeren. En CAT-indeks summerer den daglige gjennomsnittstemperaturen over en gitt periode. Ved å definere T_i som gjennomsnittet av maksimums- og minimumstemperaturen målt over et døgn, i , er indeksene definert som følger:

$$HDD(\tau_1, \tau_2) = \sum_{i=\tau_1}^{\tau_2} \max(c - T_i, 0) \quad (1)$$

$$CDD(\tau_1, \tau_2) = \sum_{i=\tau_1}^{\tau_2} \max(T_i - c, 0) \quad (2)$$

$$CAT(\tau_1, \tau_2) = \sum_{i=\tau_1}^{\tau_2} T_i \quad (3)$$

Der c er terskeltemperaturen, τ_1 er leveringsperiodens start og τ_2 er leveringsperiodens slutt. Uansett hvilken type indeks man velger får man utbetalt indeksens verdi multiplisert med 20 dollar, 20

pund eller 20 euro avhengig om indeksen refererer til henholdsvis en amerikansk, britisk eller europeisk indeks. Alle derivater gjøres opp finansielt, basert på den endelige temperaturindeksen samlet inn av MDA Federal Inc (EarthSat) (CMEgroup 2013).

Igjen er det lettere å se derivatenes virkemåte i et eksempel. Anta at det er kjøpt et temperaturderivat basert på en HDD-indeks basert på temperaturen i Oslo. Leveringsperioden er hele januar 2013. Tabell 3 viser at den daglige gjennomsnittstemperaturen i Oslo har vært lavere enn 18 grader Celsius alle dager i januar. HDD-indeksen har derfor verdi alle dager. For eksempel var den 16,4 den 1. januar ($18 - 1,6 = 16,4$). Oppgjøret for denne dagen var $16,4 * € 20 = € 328$. Oppgjøret for hver dag regnes fortløpende og summeres opp til månedens oppgjør på € 14 118. Oppgjøret blir utbetalt få dager etter leveringsperiodens slutt.

Tabell 3: Oppgjør av en standard temperaturopsjon på råvarebørsen i Chicago for januar 2013

| Januar 2013 Oslo | Min. Temp (i°C) | Maks. Temp. (i°C) | Snitt. Temp. (i°C) | Terskel (i°C) | HDD | Pris (i€) | Oppgjør (i€) |
|---------------------|--------------------|----------------------|-----------------------|------------------|--------------|--------------|-----------------|
| 01.01.2013 | -1,5 | 4,7 | 1,6 | 18 | 16,4 | 20 | 328 |
| 02.01.2013 | -3,6 | -0,8 | -2,2 | 18 | 20,2 | 20 | 404 |
| 03.01.2013 | -4,6 | -0,1 | -2,35 | 18 | 20,35 | 20 | 407 |
| 04.01.2013 | -2 | 5,5 | 1,75 | 18 | 16,25 | 20 | 325 |
| 05.01.2013 | -1,3 | 2 | 0,35 | 18 | 17,65 | 20 | 353 |
| 06.01.2013 | -1,4 | 1,9 | 0,25 | 18 | 17,75 | 20 | 355 |
| 07.01.2013 | -0,6 | 0,8 | 0,1 | 18 | 17,9 | 20 | 358 |
| 08.01.2013 | -2,2 | 1,2 | -0,5 | 18 | 18,5 | 20 | 370 |
| 09.01.2013 | -2,8 | 0,5 | -1,15 | 18 | 19,15 | 20 | 383 |
| 10.01.2013 | -2,3 | 1 | -0,65 | 18 | 18,65 | 20 | 373 |
| 11.01.2013 | -5,4 | -0,3 | -2,85 | 18 | 20,85 | 20 | 417 |
| 12.01.2013 | -10,5 | -4,7 | -7,6 | 18 | 25,6 | 20 | 512 |
| 13.01.2013 | -15,4 | -10 | -12,7 | 18 | 30,7 | 20 | 614 |
| 14.01.2013 | -16,1 | -9,7 | -12,9 | 18 | 30,9 | 20 | 618 |
| 15.01.2013 | -10,9 | -7,1 | -9 | 18 | 27 | 20 | 540 |
| 16.01.2013 | -11,4 | -6,7 | -9,05 | 18 | 27,05 | 20 | 541 |
| 17.01.2013 | -8,4 | -4,9 | -6,65 | 18 | 24,65 | 20 | 493 |
| 18.01.2013 | -9,8 | -5,9 | -7,85 | 18 | 25,85 | 20 | 517 |
| 19.01.2013 | -17,2 | -9,5 | -13,35 | 18 | 31,35 | 20 | 627 |
| 20.01.2013 | -12,1 | -1,2 | -6,65 | 18 | 24,65 | 20 | 493 |
| 21.01.2013 | -7,5 | -3,6 | -5,55 | 18 | 23,55 | 20 | 471 |
| 22.01.2013 | -15,2 | -7,3 | -11,25 | 18 | 29,25 | 20 | 585 |
| 23.01.2013 | -16,5 | -8,1 | -12,3 | 18 | 30,3 | 20 | 606 |
| 24.01.2013 | -14 | -3,5 | -8,75 | 18 | 26,75 | 20 | 535 |
| 25.01.2013 | -14 | -9,9 | -11,95 | 18 | 29,95 | 20 | 599 |
| 26.01.2013 | -11,6 | -2,6 | -7,1 | 18 | 25,1 | 20 | 502 |
| 27.01.2013 | -4,6 | -3,4 | -4 | 18 | 22 | 20 | 440 |
| 28.01.2013 | -3,6 | 1,6 | -1 | 18 | 19 | 20 | 380 |
| 29.01.2013 | 0,2 | 2 | 1,1 | 18 | 16,9 | 20 | 338 |
| 30.01.2013 | 0,2 | 4,6 | 2,4 | 18 | 15,6 | 20 | 312 |
| 31.01.2013 | -1,6 | 5,4 | 1,9 | 18 | 16,1 | 20 | 322 |
| Sum | | | | | 705,9 | | 14 118 |

2.3.8 Prisfastsettelse

Prisen på et temperaturderivat er ikke enkel å fastsette, fordi den underliggende indeksen, temperatur, ikke kan kjøpes eller selges. Dette gjør temperaturderivatmarkedet til et ikke-komplett marked. I et slikt marked kan man ikke benytte antagelsen om ingen arbitrasje og cost-of-carry metoden for å fastsette prisen. Black-Scholes opsjonsmodell kan derfor ikke benyttes til verdifastsettelse av en temperaturopsjon. I tillegg antar Black-Scholes modellen at den underliggende indeksen følger en stokastisk prosess av typen tilfeldig gange uten at verdiene trekkes tilbake til gjennomsnittsverdien. Det betyr at modellen lager en prognose på temperatur der variasjonen i temperatur vokser med tiden, og at temperatur kan ha hvilken som helst verdi. Dette stemmer ikke med virkeligheten og er derfor en av hovedgrunnene til at modellen ikke kan benyttes (Garman et al. 2000).

Det finnes likevel flere måter å fastsette prisen på. Et alternativ er basert på Monte Carlo simuleringer, og er som følger: Prisen på et temperaturderivat fastsettes ved å beregne nåverdien av forventet fremtidig utbetaling på derivatet. Den forventede fremtidige utbetalingen styres av utviklingen i den daglige gjennomsnittstemperaturen. Derfor er det viktig å lage en god modell på forventet fremtidig temperatur. Monte Carlo metoden består i å generere et stort antall simulerte temperaturscenarier basert på den tilpassede temperaturmodellen. Deretter brukes de ulike temperaturscenariene til å regne ut temperaturderivatets utbetaling, som om den simulerte temperaturen var lik den faktiske i leveringsperioden. Prisen på temperaturderivatet blir da gjennomsnittet av utbetalingene fra hvert av scenariene diskontert fra leveringsperioden tilbake til dagen for inngåelse av temperaturderivatet.

2.3.9 Temperaturmodell og prisfastsettelse

En god temperaturmodell er avgjørende for å sette en pris på temperaturderivatene, slik at de kan brukes til å sikre mot volumrisiko og redusere variasjonen i et energiselskaps kontantstrøm. Nedenfor fokuserer jeg på hvordan temperaturen kan modelleres. Det finnes en rekke forskjellige temperaturmodeller som alle har forskjellige egenskaper, både positive og negative. Temperaturmodellene kan deles inn i to hovedgrupper; meteorologiske modeller og stokastiske modeller.

Meteorologiske modeller for temperatur er basert på faktorer som vind, lufttrykk og havstrømmer. Temperaturestimatene fra slike modeller vil maksimalt gi gode verdier opp til en til to uker, derfor er ikke disse modellene optimale for bruk i prisfastsettelsen av temperaturderivater. Stokastiske modeller som baserer seg på historiske temperaturdata egner seg bedre til dette formålet. Temperatur følger et gjentagende mønster gjennom året, bestemt av blant annet sesongene. Det er derfor ikke

snakk om en deterministisk prosess, der fremtidig temperatur er bestemt fullt og helt av historiske observasjoner. Morgendagens temperatur er tilfeldig variabel innenfor en ramme av minimums- og maksimumstemperatur. Morgendagens temperatur er i stor grad påvirket av dagens temperatur og sesongen man befinner seg i. Derfor følger temperatur en stokastisk prosess basert på historiske data, men ikke bestemt av historiske data. Ved bruk av stokastiske modeller er ikke nyansene i den daglige temperaturen som er viktig, men den langsiktige dynamikken. Målet er å finne en stokastisk prosess som beskriver utviklingen i temperaturen på en tilfredsstillende måte. Det finnes også modeller som kombinerer disse to metodene, men her begrenses prisfastsettelsen kun til en til to uker før kontrakten går i levering (Jewson & Caballero 2003; Ritter et al. 2011). Det er derfor de stokastiske modellene som er mest optimale når man skal prisfastsette et derivat som ikke går til levering før om 6 måneder. Enkelte aktører ønsker for eksempel å kjøpe temperaturderivater om sommeren for den kommende vinterperioden. Målet er derfor å lage en modell som produserer gode estimat på temperaturen for vinterperioden, dette gjøres ved å redusere variasjonen i feilleddet i modellen. I tillegg må alle de vanlige antagelsene som blant annet stasjonærhet, ingen autokorrelasjon og normalfordeling være oppfylt.

Siden 1996 er det fortatt en rekke studier som modellerer temperatur. Modellene er basert på ulike antagelser om hvilken dynamikk (stokastisk prosess) temperaturen har. Eksempler på stokastiske prosesser er en autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH) prosess, generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) prosess, Ornstein-Uhlenbeck prosess, autoregressive moving average (ARMA) prosess, autoregressive (AR) prosess og trunktert Fourier prosess. Tol (1996) bruker en modell der han antar at temperaturen følger en GARCH-prosess. Dette gjør han fordi han observerte at meteorologiske variabler ikke er konstante, men at de likevel har stabile variasjoner. Modellen ble tilpasset en 30 års temperaturtidsserie fra De Bilt i Holland. Franses et al. (2001) bygger videre på Tols modell og utvikler en modell med en QGARCH-prosess (quadratic GARCH). Denne modellen tillater asymmetriske effekter i den betingede varians forårsaket av uforutsette hendelser. Dornier og Queruel (2000) benytter en stokastisk prosess av typen generell Ornstein-Uhlenbeck med tidsavhengig varians. Modellen tilpasses data fra Chicago, men modellen forutsetter at variansen er konstant. Alaton et al. (2002) bruker en lignende modell på temperaturer fra Sverige. Her benyttes tidsavhengig varians, der hver måned har en gjennomsnittlig verdi for variansen. Cao og Wei (2004) bruker en modell som er basert på en ARMA-prosess med periodisk varians. Campbell og Diebold (2003) bruker en vanlig AR-modell til å modellere temperaturen og der variansen i feilleddet er modellert ved en sesongavhengig ARCH type dynamikk. Modellen ble tilpasset flere byer i USA. Benth et al. (2007) bruker en tidskontinuerlig AR-modell (CAR) basert

på en Ornstein-Uhlenbeck dynamikk og der feilleddene modelleres vha. en trunkert Fourier dynamikk. Modellen ble tilpasset en 30 års temperaturtidsserie fra Stockholm.

Flere studier har forsøkt å sammenligne og avgjøre om en modell er bedre enn de andre (Oetomo & Stevenson 2005; Papazian & Skiadopoulos 2010; Schiller et al. 2012; Svec & Stevenson 2007).

Konklusjonen er klar, ingen modell skiller seg ut når det kommer til modellenes evne til å prognostisere temperaturen. Da det ikke er en spesiell modell som peker seg ut, vil jeg ta utgangspunkt i CAR-modellen til Benth et al. (2007). Modellen består av tre deler. Hver del tilpasses temperaturen, for deretter å settes sammen til slutt. Den sammensatte modellen brukes til å finne estimat på fremtidig temperatur ved hjelp av Monte Carlo simulering. Modellen ble tilpasset temperaturen i Stockholm. Det er derfor grunn til å tro at modellen kan tilpasses temperaturen i Oslo med tanke på byenes nære geografiske beliggenhet.

Hypotese II: Temperaturderivater kan brukes til å redusere volumrisiko i elektrisitetsmarkedet og dermed redusere variasjonen i kontantstrømmen til et energiselskap.

3 Metode

I dette kapittelet beskriver jeg hvordan jeg har gått fram for å undersøke de to hypotesene fremlagt i forrige kapittel. Første del av kapittelet beskriver dataene som ble brukt og hvilke antagelser som ble lagt til grunn. I del to presenteres feilkorreksjonsmodellen (ECM) som ble brukt til å undersøke samvariasjonen mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspris. Tilslutt, i del tre, presenteres temperaturmodellen til Benth et al. (2007), og hvordan den ble tilpasset temperaturen i Oslo.

3.1 Data

Alle data er fra åpne kilder og kan bli funnet for å gjenta og verifisere resultatene i denne oppgaven. Det er temperaturdataene som avgjør oppløsningen på de øvrige datatidsseriene. Det kun er minimum og maksimum temperatur i løpet av døgnet som er tilgjengelig, og ut i fra disse observasjonene beregnes dagsgjennomsnittet. Temperaturdataene er hentet fra Meteorologisk institutts klimadatabase, eklima.met.no. Temperaturen er målt ved Blindern i Oslo og er målt i Celsius i perioden fra 01.04.2003 til 31.03.2012. Prisdatabaene er hentet fra Nord Pool Spot, og er fra prisområde NO1 i norske kroner per megawattimer (NOK/MWh). Prisene er fra perioden 15.03.2010 til 30.09.2012 og er døgnoppløste. Døgnoppløste priser er et gjennomsnitt av timesprisene over et døgn. Forbruksdata er også hentet fra Nord Pool Spot. Forbruket er målt i megawattimer (MWh), og er fra samme prisområde, periode og har samme oppløsning som prisdatabaene. Døgnoppløste forbruksdata er summen av forbruket i hver time i løpet av et døgn.

Alle datatidsseiene er behandlet i databehandlingsprogrammet Stata/SE 12.1. Excel 2010 har blitt brukt for å organisere feilleddsestimatene i temperaturmodellen.

3.1.1 Beskrivende statistikk

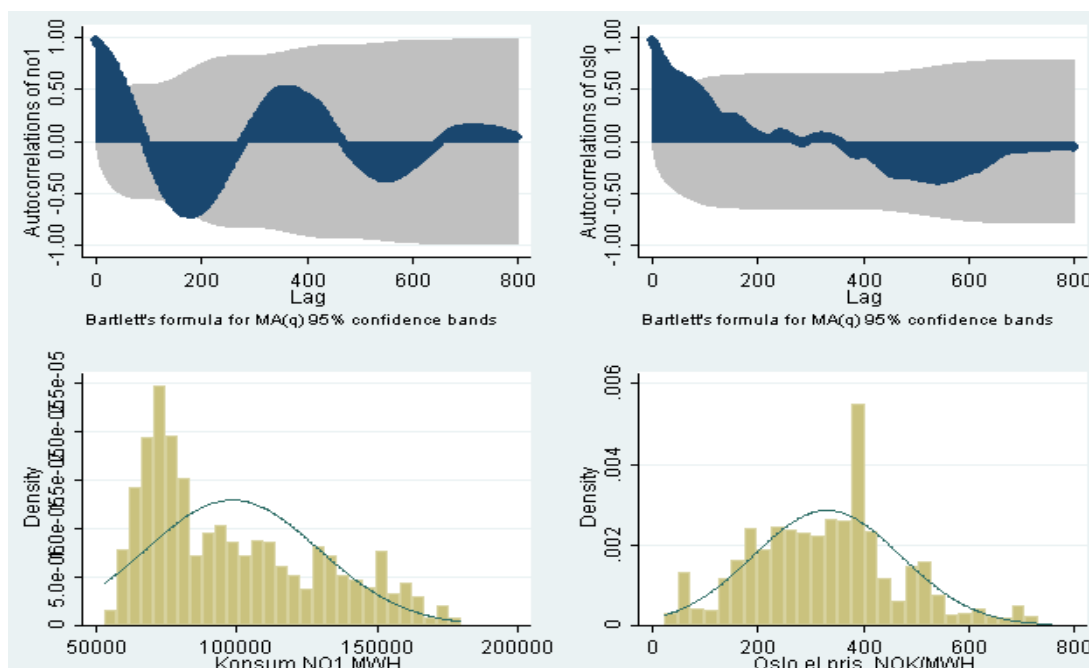
Elektrisitetspris (NO1) og forbruk (NO1)

Beskrivende statistikk for elektrisitetspris og forbruk i prisområde NO1 er gitt i tabell 4. Tabellen viser at det er store forskjeller mellom maksimums- og minimumsverdiene. Dette skyldes et fåtall ekstreme uteliggere i både pris- og forbruksdataene som er synlig i figur 3. Her er det også tydelig å observere en klar sesongvariasjon i både priser og forbruk. Høye verdier om vinteren og lave om sommeren. Det er også mulig å skimte en nedadgående trend i både priser og forbruk i perioden.

Tabell 4: Beskrivende statistikk for pris og forbruk NO1 i perioden 15.03.2010 - 30.09.2012

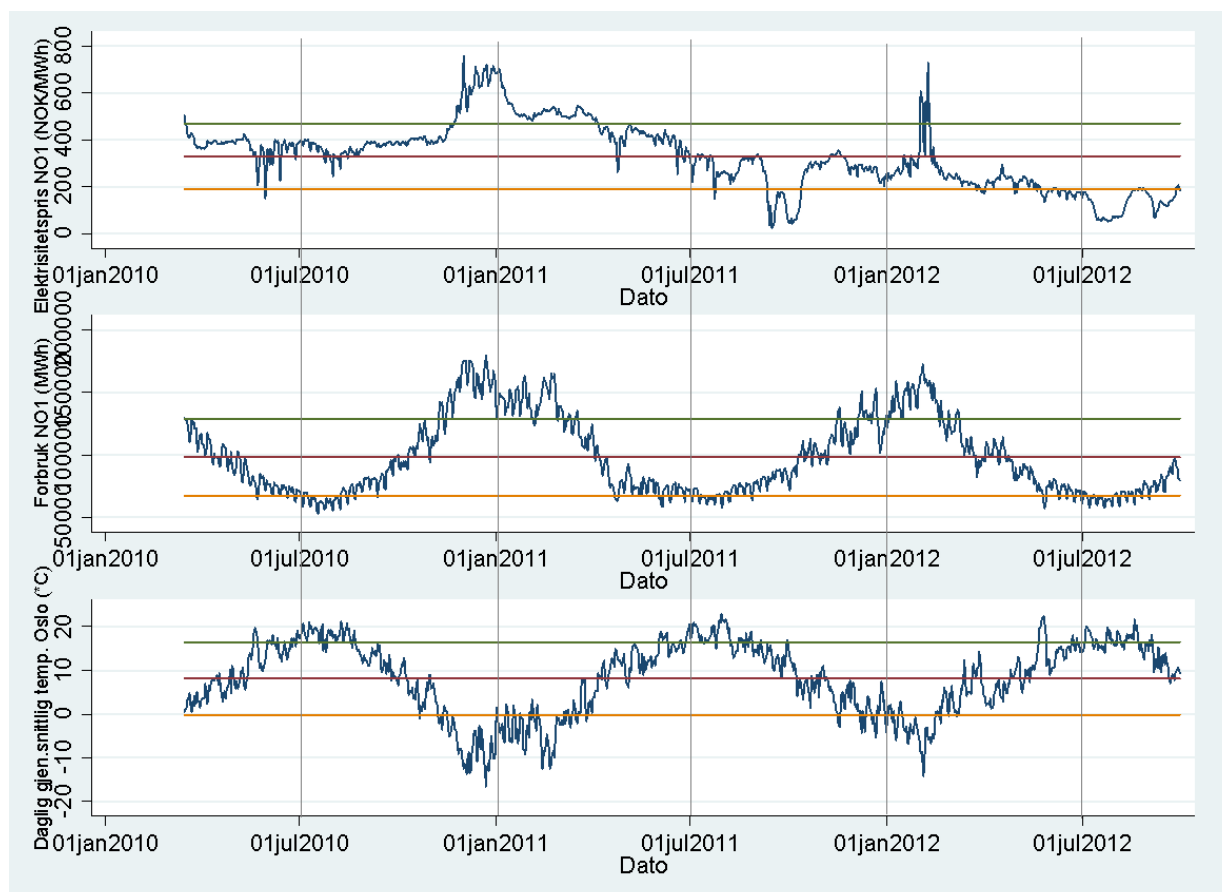
| Variabel | Obs. | Gjenn.snitt | Std.avvik | Min. | Maks. | Skjevhet | Kurtose |
|-------------|------|-------------|-----------|--------|---------|----------|---------|
| Pris NO1 | 931 | 330,90 | 139,69 | 22,92 | 759,36 | 0,26 | 3,00 |
| Forbruk NO1 | 931 | 98 405 | 30 758 | 52 893 | 179 972 | 0,70 | 2,36 |

I tabell 4 er verdiene for skjevhet og kurtose positive og lave. Det betyr en skjevhet mot høyre og høyere topp i fordelingen i forhold til normalfordelingen. Dette indikerer at både pris og forbrukstidsseriene ikke er normalfordelte, slik det er å forvente av datatidsserier i elektrisitetsmarkedet. Dette bekreftes av histogrammene i figur 3 og D'Agostinos test for normalfordeling basert på skjevhet og kurtose. Det finnes også en tommelfingerregel som sier at dersom skjevheten er innenfor +/- 0,5 og kurtosen i nærheten av 3, da kan tidsserien sies å være tilnærmet normalfordelt. Basert på denne regelen viser tabell 4 at pristidsserien kan sies å være tilnærmet normalfordelt, mens forbrukstidsserien har for høy skjevhet. Det er likevel mulig å bruke sentralgrenseteoremet til å bevise en at tidsserien er tilnærmet normalfordelt. Man kan bruke sentralgrenseteoremet, dersom tidsserien kan sies å være svakt avhengig. Det betyr at korrelasjonen mellom en observasjon i dag avtar med observasjoner lenger tilbake i tid. Ved å undersøke korrelasjonen viser det seg at både pris- og forbrukstidsserien er svakt avhengig. Autokorrelasjonsfunksjonen til pris og forbruk i figur 3 gir klare tegn til autokorrelasjon, og spesielt en sesongvariasjon i forbruksdataene. Dette er logisk, da man forventer at prisen avhenger av forbruket og forbruket avhenger av temperaturen.



Figur 3: Autokorrelasjonsfunksjonen til forbruk (øverst venstre) og pris (øverst høyre). Histogram til forbruk (nederst venstre) og pris (nederst høyre)

Figur 4 viser at forbruk og priser samvarierer. Men prisen varierer noe mer enn forbruket da det er flere tilfeller av observasjoner utenfor ett standardavvik. I denne perioden er det tydelig at forbruket også samvarierer med temperaturen (nederste graf i figur 4). Korrelasjonen⁵ mellom forbruk og temperatur er $-0,9587$, som indikerer høy grad av samvariasjon. Fortegnet forteller at forbruket går opp når temperaturen går ned og omvendt.

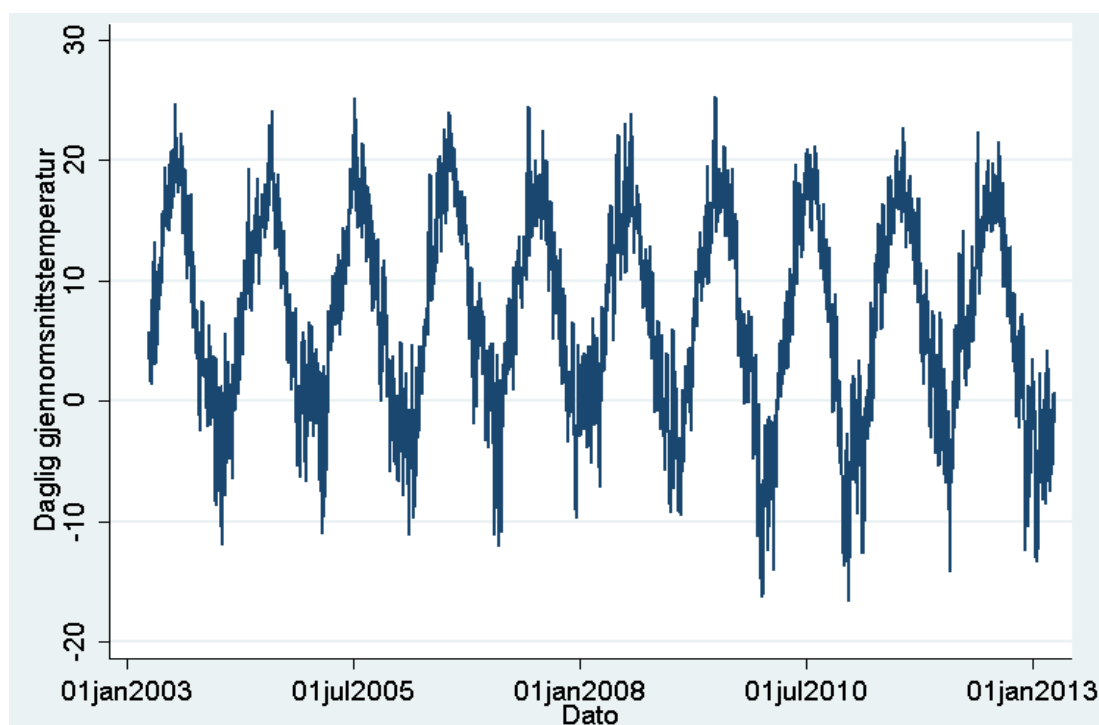


Figur 4: Pris NOK/MWh (øverst) og forbruk MWh (midt) i NO1 og temperatur Celsius (nederst) fra perioden 15.03.2010 - 30.09.2012. Gjennomsnittet (rød) +/- ett standardavvik (hhv. grønn og gul) er markert med horisontale linjer

Temperatur

Temperatur er uavhengig av både priser og forbruk, fordi det er en stokastisk variabel og bestemt av upåvirkelige værforhold. Jeg bruker observasjoner fra perioden 01.04.2003 til 31.03.2012, til sammen 3285 observasjoner. Skuddårsdagene er ekskludert for å få likt antall observasjoner hvert år.

⁵ Bruk av korrelasjon som et mål på samvariasjon forutsetter at det er en lineær sammenheng mellom variablene. Se appendiks C.



Figur 5: Observasjoner av daglig gjennomsnittstemperatur for Blindern-Oslo i perioden 01.04.2003-31.03.2013

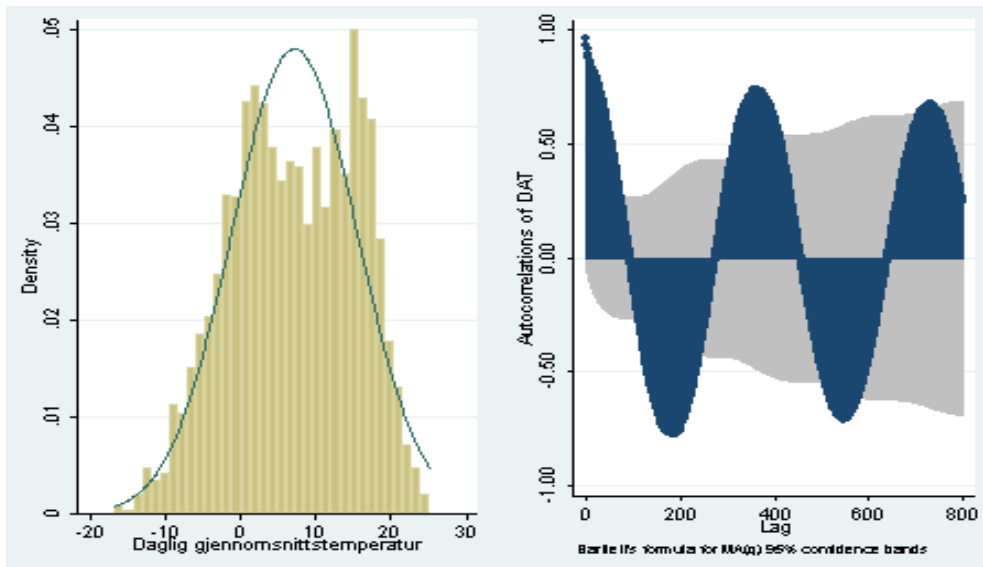
I figur 5 vises den daglige gjennomsnittstemperaturen i Oslo for hele perioden. Ikke uventet ser man et klart sesongmønster i observasjonene. Det er også mulig å skimte en mulig negativ trend i perioden, dette til tross for at forskningen har dokumentert en økt gjennomsnittstemperatur i Norge de siste 50 årene (Statnett 2012). Beskrivende statistikk er gitt i tabell 5, der gjennomsnittet, minimums- og maksimumsverdiene ligger som forventet for en by som Oslo med fire årstider.

Tabell 5: Beskrivende statistikk for temperatur (Blindern) i perioden 01.04.2003 - 31.03.2012

| Værstasjon | Obs. | Gjenn.snitt | Std.avvik | Min. | Maks. | Skjevhet | Kurtose |
|-----------------|------|-------------|-----------|--------|-------|----------|---------|
| Blindern - Oslo | 3650 | 7,22 | 8,31 | -16,55 | 25,3 | -0,18 | 2,22 |

Verdiene for skjevhet og kurtose er relativt lave, men signifikant forskjellig fra null. Dette indikerer at temperaturen ikke er normalfordelt, som også bekreftes i histogrammet til venstre i figur 6. Det er klart at temperaturen har en skjevhet mot venstre og ingen tydelig topp, som man forventer i en normalfordeling. Fordelingen ser imidlertid ut til å ha to toppe, drevet av vinter- og sommersesongene med kaldt og varmt vær (Benth & Šaltytė-Benth 2012). Verdiene for skjevhet og kurtose er innenfor tommelfingerregelen (henholdsvis +/-0,5 og i nærheten av 3) for hva man kan kalle tilnærmet normalfordelt. I tillegg er tidsserien svakt avhengig, som indikerer at sentralgrenseteoremet kan

brukes til å forsvare bruken av en tilnærmet normalfordelt tidsserie. Figur 6 viser også temperatu-rens autokorrelasjon. Den sterke sesongvariasjonen i autokorrelasjonsverdiene er et klart tegn på sesongvariasjon i temperaturen, slik som forventet.



Figur 6: Histogram(venstre) og autokorrelasjonsfunksjonen(høyre) av daglig gjennomsnittstemperatur for Blindern-Oslo

3.1.2 Klassiske antagelser for lineære tidsseriemodeller

Først og fremst forutsettes det at datatidsseriene er stasjonære. Det betyr at observasjonene i data-tidsserien varierer rundt samme gjennomsnitt over tid (Wooldridge 2009). Verifikasjonstester på en modell tar utgangspunkt i de seks klassiske antagelsene (Gauss-Markov antagelsene) for lineære tidsseriemodeller. Først antas det at dataene kan beskrives med en stokastisk prosess som følger en lineærmodell med feilledd. Deretter antas variablene i modellen å være uavhengige av hverandre. Det forventes også at feilleddet har verdien null over tid og er uavhengig av forklaringsvariablene i modellen. Variasjonen i feilleddet antas å være lik uavhengig av hvilken forklaringsvariabel som legges til grunn (homoskedastisitet). Med disse antagelsene er resultatene fra modellen konsistente (Wooldridge 2009). I tillegg antas det at feilleddet i en periode ikke er avhengig av feilleddet i foregående periode gitt forklaringsvariablene (autokorrelasjon). Dersom det ikke er tilfellet vil det føre til svært usikre resultat fra den vanlige statistiske hypotesetestingen. Tilslutt antas det at feilleddene er uavhengige av forklaringsvariablene og normalfordelt. Dersom datatidsseriene har mange nok observasjoner, sier sentralgrenseteoremet i kombinasjon med storetallslov at feilleddene er tilnærmet normalfordelt. Dette forutsetter at tidsseriene er svakt avhengig. Det betyr at to observasjoner

på to forskjellige tidspunkt har en korrelasjon som går mot null ettersom avstanden mellom observasjonene øker (Wooldridge 2009). Dersom alle antagelsene er oppfylt er resultatene fra modellen konsistente, robuste og forventningsrette (omtalt som BLUE, «best linear unbiased estimator»). Da kan de vanlige standardfeilene, t-statistikken og F-statistikken brukes til hypotesetesting (Wooldridge 2009).

3.2 Feilkorreksjonsmodellen – ECM-modellen

I denne delen ser jeg nærmere på hvordan feilkorreksjonsmodellen kan brukes til å undersøke graden av samvariasjon mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspris. Først forklares feilkorreksjonsmodellens formål og forutsetninger. Deretter hvordan stasjonæritet og kointegrasjon kan identifiseres. Til slutt beskrives selve feilkorreksjonsmodellen (ECM, «Error correction model»).

3.2.1 Formål og forutsetninger

Feilkorreksjonsmodellen (ECM) brukes i denne oppgaven til å undersøke graden av samvariasjon mellom temperatur og forbruk, og mellom forbruk og elektrisitetspris. Feilkorreksjonsmodellen brukes i de tilfeller hvor tidsseriene er ikke-stasjonære. Ikke-stasjonære tidsserier oppstår når variasjonen i observasjonene ikke er stabile over tid. Ved bruk av ikke-stasjonære tidsserier i en regresjon blir den spuriøs. Spuriøse regresjoner gir resultat som ikke er til å stole på, fordi egenskapene til tidsserien bryter de klassiske Gauss-Markov antagelsene som ligger til grunn for hypotesetesting (Wooldridge 2009). Feilkorreksjonsmodellen gir derimot ikke spuriøse resultater dersom tidsseriene er kointegrerte. Kointegrerte tidsserier må oppfylle to krav. Førstedifferansen⁶ i en tidsserie må være stasjonær, betegnet $I(1)$. I tillegg må differansen mellom to tidsserier være stasjonær, betegnet $I(0)$. Dersom begge krav er oppfylt betyr det at det finnes en langsiktig sammenheng mellom tidsseriene. Feilkorreksjonsmodellen viser i hvilken grad de to tidsseriene samvarierer og hvor fort de trekkes mot en felles likevekt.

3.2.2 Stasjonæritet

En tidsserie er stasjonær dersom variasjonen i observasjonene er stabil rundt et gjennomsnitt over tid. Stabile variasjoner er ikke vanlig å observere i økonomiske variabler, blant annet fordi variablene har en tendens til å øke eller synke med tiden (såkalt tidstrend). Det er mulig å ta høyde for tidstrend når det testes for stasjonæritet. Men først kan datatidsserien undersøkes uten å ta høyde for

⁶Førstedifferansen er differansen mellom en observert verdi og foregående verdi. $\Delta X_t = X_t - X_{(t-1)}$

trend eller for eksempel autokorrelasjon. Dickey Fullers test for stasjonærhet tar utgangspunkt i følgende lineære sammenheng, en AR(1)-modell.

$$\Delta y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + e_t \quad E(e_t) = 0 \quad (4)$$

Nullhypotesen sier at tidsserien er ikke-stasjonær (tidsserien har unit-root). Dersom parameteren, ρ , er signifikant forskjellig fra null, kan nullhypotesen forkastes og tidsserien er stasjonær.

Dersom det antas å være tidstrend i tidsserien legges det til et tidstrendledd i likning (4). Om man bruker augmented Dickey Fullers test motvirker man autokorrelasjon i førstedifferansen til y , Δy_t . Dette gjøres ved å legge til tilbakeskuende verdier (lag) av Δy_t til likning (4).

$$\Delta y_t = \alpha_1 + \alpha_2 t + \rho y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_n \Delta y_{t-n} + e_t \quad (5)$$

Den utvidede testmodellen i likning (5) har fortsatt samme nullhypotese; tidsserien er ikke-stasjonær. Og det er fortsatt kun parameteren, ρ , som testes for signifikans forskjellig fra null for å avgjøre om nullhypotesen kan forkastes.

3.2.3 Kointegrasjon

Selv om en tidsserie ikke er stasjonær og dermed ikke har stabil variasjon rundt gjennomsnittet over tid, kan variasjonen i tidsserien samvariere med variasjonen i en annen tidsserie. Dette kalles kointegrasjon. Kointegrasjon bevises gjennom to tester; stasjonære førstedifferanser⁶ og stasjonær differanse mellom to variabler.

Test 1: Stasjonær førstedifferanse⁶ for en tidsserie.

$$\begin{aligned} y_t &= y_{t-1} + e_t \\ \Delta e_t &= \alpha + \rho e_{t-1} + \epsilon_t \end{aligned} \quad (6)$$

Nullhypotesen sier at tidsserien er ikke-stasjonær. Dersom parameteren, ρ , i likning (6) er signifikant forskjellig fra null, kan nullhypotesen forkastes og tidsserien er førstedifferanse stasjonær, I(1).

Test 2: Stasjonær differanse mellom to variabler.

$$y_t = \alpha + \beta x_t + u_t \quad (7.1)$$

$$\Delta u_t = \alpha + \rho u_{t-1} + \epsilon_t \quad (7.2)$$

Her forutsettes det at begge variabler, y og x , er førstedifferanse stasjonære, slik at likning (7.1) er balansert. Nullhypotesen sier at tidsserien er ikke-stasjonær. Dersom parameteren, ρ , i likning (7.2) er signifikant forskjellig fra null, kan nullhypotesen forkastes og differansen er stasjonær, $I(0)$.

Dersom både test 1 og test 2 er signifikante, så er variablene kointegrerte og samvarierer over tid. Men det er ikke mulig å avgjøre i hvilken grad variablene samvarierer. For å avgjøre dette brukes feilkorreksjonsmodellen. Feilkorreksjonsmodellen kan si noe om både den langsiktige og den kortsiktige sammenhengen mellom variablene, i hvilken retning og i hvilken grad den ene variabelen påvirker den andre.

3.2.4 Feilkorreksjonsmodellen

Feilkorreksjonsmodellen (ECM) brukes i de tilfeller hvor man har påvist kointegrasjon og er gitt som følger.

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta x_t + \beta_2 (y_{t-1} - \alpha x_{t-1}) + v_t \quad (8)$$

β_1 viser den kortsiktige effekten mellom endringen i y og endringen i x , mens v er feilleddet. Det er her interessant å undersøke om β_2 er signifikant forskjellig fra 0 og om verdien har et negativt fortegn. I så tilfelle vil det si at den avhengige variabelen, y , konvergerer mot en likevekt over tid. Fordi når den uavhengige variabelen, x , fører til endring i y i en gitt periode så vil feilkorreksjonsleddet, $\beta_2 (y_{t-1} - \alpha x_{t-1})$, sørge for at den avhengige variabelen, y , trekkes tilbake til en likevekt. Størrelsen på β_2 forteller hvor fort dette skjer. En høy verdi forteller at justeringen skjer fort i påfølgende periode (Wooldridge 2009).

3.2.5 Verifikasjon av modellens styrke

Hvorvidt feilkorreksjonsmodellens resultat er til å stole på kan avgjøres med en rekke tester. Testene brukes for å undersøke hvorvidt Gauss-Markov antagelsene for lineære modeller blir oppfylt. I denne oppgaven vil det bli testet spesielt for autokorrelasjon og normalitet i feilleddene. I tillegg

blir også modellens generelle tilpassing undersøkt ved hjelp av R^2 og forklaringsvariablenes styrke (t-test).

3.3 Temperaturmodell – CAR-modellen

Når sammenhengen mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspriser er undersøkt, vil det være riktig å undersøke om temperaturen kan modelleres. I denne delen av oppgaven vil jeg derfor gjennomgå den tidskontinuerlige autoregressive modellen, CAR-modellen, med den hensikt å modellere temperaturen for Oslo.

CAR-modellen for temperatur ble presentert av Benth, Šaltytė-Benth og Koekebakker i artikkelen «Putting a price on temperature» i 2007. Modellen ble tilpasset temperaturen i Stockholm med tanke på prisfastsettelse av temperaturderivater på råvarebørsen i Chicago (CME). CAR-modellen kan brukes til både temperaturprognoser og prisfastsettelse av temperaturavhengige kontrakter. Modellen består av tre deler. Delene estimeres hver for seg, og settes deretter sammen til en modell.

3.3.1 Tre deler i CAR-modellen

Den sammensatte modellen består av tre deler: sesongfunksjon, utjevnet sesongvariasjon og sesongavhengig variasjon i feilledet. Modellen er satt sammen på følgende måte: $T_t = \Lambda_t + y_t$. Der temperaturen, T_t , ved dag t er lik sesongkomponenten, Λ_t , pluss den utjevnedede sesongvariasjonen, y_t , som inkluderer den sesongavhengige variasjonen i feilledet.

3.3.1.1 Sesongfunksjon

$$\Lambda_t = \Lambda(t) = a_0 + a_1 t + \frac{a_2 \cos(2\pi(t-a_3))}{365} \quad (9)$$

I likning (9) er t lik antall dager, $a_0 + a_1 t$ er trend komponenten der a_0 er en konstant som beskriver gjennomsnittlig nivå på temperaturtidsserien. a_1 er helningen på den lineære trendfunksjonen som kan skyldes for eksempel global oppvarming eller urbanisering. Siste ledd i funksjonen beskriver mønsteret i temperaturtidsserien. Der a_2 er amplituden på svingningen i gjennomsnittlig temperatur. $\cos()$ beskriver naturlige cosinussvingninger i den daglige gjennomsnittstemperaturen, for å beskrive mønsteret av sommer og vintersesonger. a_3 er fasevinkelen i cosinussvingningene.

3.3.1.2 Utjevnet sesongvariasjon

$$y_{t+p} = \sum_j^p b_j y_{t+p-j} + \sigma_t \epsilon_t \quad (10)$$

Denne delen av modellen beskriver en autoregressiv prosess (AR) med p tilbakeskuende ledd og med et sesongvarierende feilledd. I likning (10) representerer y temperaturen justert for trend og sesongvariasjon. b_j er graden av samvariasjon mellom to temperaturobservasjoner på forskjellige tidspunkt. Disse parameterne er parametere i en tidsdiskret AR-modell, men ved å bruke Euler-tilnærmingen vil man oppnå parametere i en tidskontinuerlig AR-modell. Det sesongvarierende feilleddet består av to elementer, ϵ_t er variansen med en identisk og individuell fordeling tilsvarende en standardnormalfordeling ($\epsilon_t \text{ iid} \sim N(0,1)$). σ_t er modellens sesongavhengig varians og modelleres ved hjelp av en trunkert Fourier serie.

3.3.1.3 Sesongavhengig variasjon i feilleddet

$$\sigma^2(t) = c_1 + \sum_{k=1}^4 c_{2k} \cos\left(\frac{2k\pi t}{365}\right) + c_{2k+1} \sin\left(\frac{2k\pi t}{365}\right) \quad (11)$$

Den trunkerte Fourier funksjonen i likning (11) tar utgangspunkt i et estimat på forventet daglige kvadrerte feilledd. Dette estimatet oppnås ved å gruppere de observerte feilleddene, $\sigma_t \epsilon_t$ fra likning (10) i 365 grupper, en for hver dag. Deretter kvadreres verdiene i hver gruppe og gjennomsnittet av verdiene regnes ut. Den trunkerte Fourier modellen tilpasses dette estimatet. t er tiden fra 1 til 365 dager, k er 4, fordi det er fire sesonger i et år. $\cos()$ og $\sin()$ funksjonene brukes for å beskrive svingningene i feilleddet.

Fremgangsmåten beskrevet av Benth et al. (2007) består av følgende punkt:

1. En målt temperaturserie, T , tas som utgangspunkt.
2. Sesongvariasjonen, Λ , i temperaturserien T modelleres ved hjelp av funksjon (9). Parameterverdiene, a_0 , a_1 , a_2 og a_3 estimeres og noteres.
3. En ny tidsserie y , genereres og er differansen mellom T og Λ . Dette er temperaturen justert for trend og sesongvariasjon. Autokorrelasjonsfunksjonen (ACF) og den partielle autokorrelasjonsfunksjonen (PACF) brukes for å finne antall tilbakeskuende ledd (lags) som skal benyttes i modelleringen av den nye tidsserien y .

4. Variasjonen i temperaturen justert for trend og sesongvariasjon, y , modelleres ved hjelp av funksjon (10). Parameterverdiene, b_j , estimeres og noteres. Deretter testes feilleddene i AR(p)-modellen for autokorrelasjon, for å avgjøre om feilleddet også må modelleres.
5. Feilleddet modelleres på følgende måte.
Først må de observerte feilleddene konverteres til et estimat på kvadrerte feilledd som skal brukes i modellen. Dette gjøres ved å gruppere alle observasjonene i 365 grupper, en for hver dag. Deretter kvadreres verdiene og gjennomsnittet regnes ut for hver av gruppene. Disse gjennomsnittene brukes som et estimat på forventet daglige kvadrerte feilledd. De kvadrerte feilleddene modelleres ved hjelp av likning (11). Parameterverdiene, $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8$ og c_9 estimeres og noteres.
6. Ved bruk av parameterverdiene fra punkt 2, 4 og 5 estimeres hele modellen ved hjelp av maximum likelihood. Der antas det at feilleddene er normalfordelt.
7. Tilslutt undersøkes feilleddene fra den sammensatte modellen i punkt 6. Det undersøkes om feilleddene er normalfordelt og om det er autokorrelasjon i feilleddene.

3.3.2 Verifikasjon av modell

Hvorvidt CAR-modellen klarer å modellere temperaturen tilfredsstillende avgjøres basert på en kombinasjon av tester. De ulike delene i modellen undersøkes først, deretter settes CAR-modellen sammen og tilsvarende tester utføres. R^2 forteller i hvilken grad de uavhengige variablene kan beskrive den avhengige variabelen, temperatur. Men i all hovedsak brukes analyse av feilleddene og de kvadrerte feilleddene i de ulike delene i modellen til å avgjøre modellens styrke. Feilleddene undersøkes for egenskaper modellen antar er tilstede, dvs. normalfordelte feilledd og ingen autokorrelasjon i feilleddene.

Det undersøkes hvorvidt feilleddene er normalfordelt, ved å se på gjennomsnittsverdi, skjevhet og kurtose. Det legges det stor vekt på de grafiske fremstillingene i histogram, sannsynlighetsplot (p-plot) og kvantilplot (q-plot). P-plot fokuserer på fordelings midtseksjon, mens q-plot fokuserer på halene i fordelingen. En test for normalfordeling er Kolmogorov-Smirnov test. Denne testen må tas med en klype salt, da det antas at testen mest sannsynlig kun oppdager uoverensstemmelser i midten av fordelingen og ikke i halene (Stata Corp. 2011). I store datasett kan selv små avvik fra normalfordelingen vise seg å være teknisk signifikant. I tillegg er Kolmogorov-Smirnov test laget for bruk på uavhengige data, ikke autoregressive prosesser (Benth et al. 2007). Derfor benyttes D'Agostinos test for normalfordeling basert på skjevhet og kurtose i tillegg. D'Agostinos test er i stor grad lik Jarque-Beras test for normalfordeling. Jarque-Beras test er basert på asymptotisk standardfeil uten

justering for datasettets størrelse, mens i D'Agostinos test kan man justere for datasettets størrelse. I tillegg anbefales det å bruke de grafiske fremstillingene for å avgjøre om normalfordeling er til stede, i stedet for å stole blindt på et fåtall statistiske tester (Stata Corp. 2011).

Hvorvidt autokorrelasjon er tilstede i feilleddene undersøkes ved hjelp av Breusch Godfrey test og Box-Ljung's statistikk fra autokorrelasjonsfunksjonen og den partielle autokorrelasjonsfunksjonen. Både feilleddene og de kvadrerte feilleddene (eller absoluttverdien av feilleddene) undersøkes. De kvadrerte feilleddene undersøkes fordi det ikke er sikkert at retningen på feilleddene er avhengig av foregående verdier, men størrelsen på feilleddet kan være avhengig av størrelsen på foregående verdier. Målet er å oppnå at hvert feilledd er uavhengig av foregående feilledd, og at det ikke finnes sesongvariasjon i feilleddene.

4 Resultat

I dette kapitlet presenterer jeg først resultatene fra feilkorreksjonsmodellen, som vil forklare sammenhengen mellom temperatur, forbruk og pris. I kapitlets andre del presenteres resultatene fra CAR-modellens tilpasning til temperaturen Oslo. En god tilpasning gjør det mulig å bruke modellen til å prisfastsette temperaturderivater referert til temperaturen i Oslo. Dermed kan for eksempel et energiselskap som er avhengig av elektrisitetsprisen i Oslo investere i temperaturderivater for å sikre seg mot volumrisiko i kontantstrømmen. Mer om dette i neste kapittel.

4.1 Feilkorreksjonsmodellen – ECM-modellen

Temperaturen påvirker ikke elektrisitetsprisen direkte, men via elektrisitetsforbruket. Når temperaturen går ned, så går forbruket opp. Når forbruket går opp, så går elektrisitetsprisen opp. Samvariasjonen i disse to effektene er undersøkt i hver sin feilkorreksjonsmodell. I modell 1 er samvariasjonen mellom temperatur og forbruk undersøkt, mens i modell 2 er det samvariasjonen mellom forbruk og elektrisitetspriser som er undersøkt nærmere.

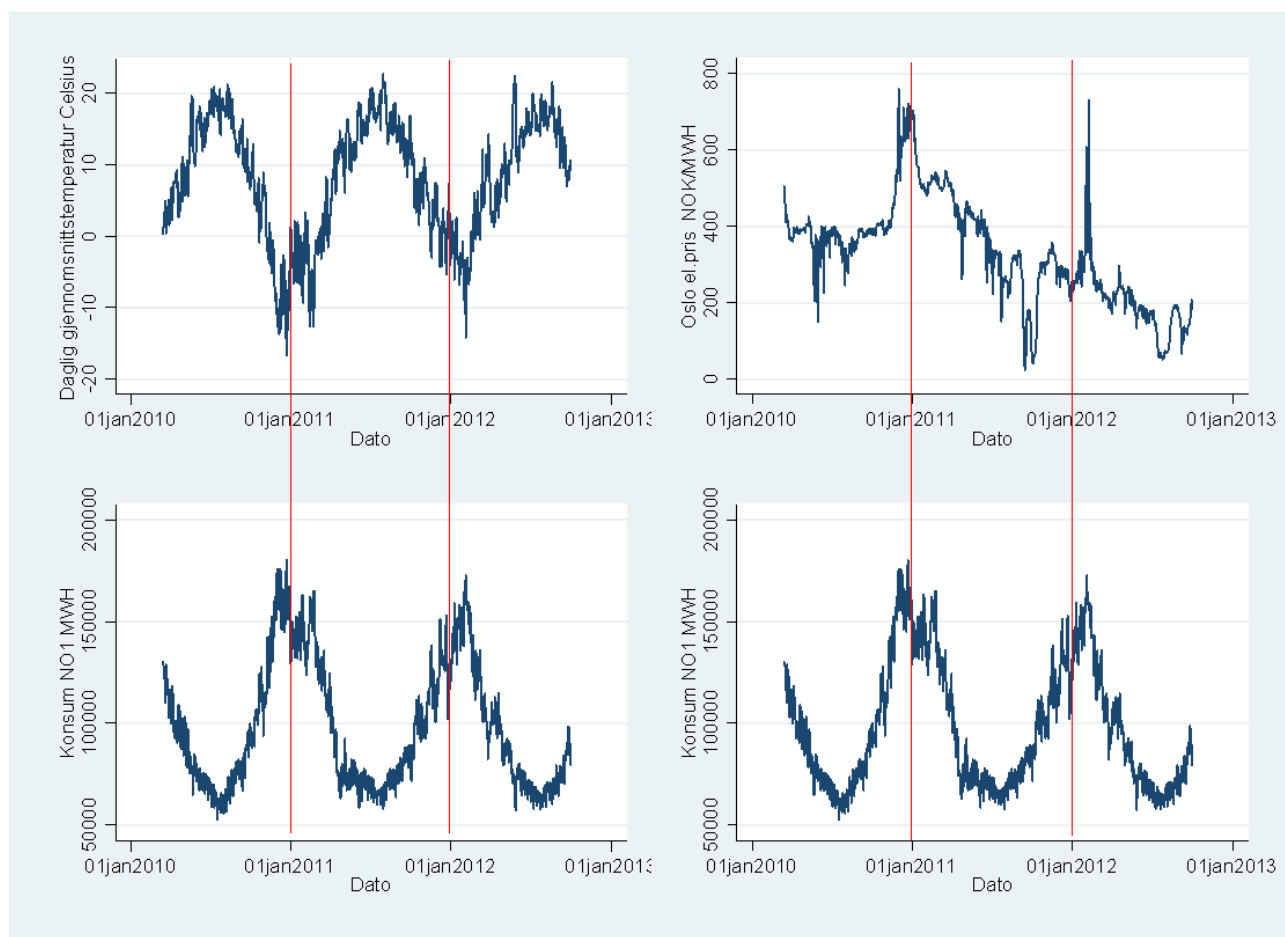
4.1.1 Modell 1: Temperatur og elektrisitetsforbruk

Til høyre i figur 7 vises samvariasjonen mellom daglig gjennomsnittstemperatur og forbruk. Det er tydelig å se at når temperaturen går ned så går forbruket opp. Dette bekreftes også av fortegnet på korrelasjon mellom de to variablene. Korrelasjonen⁷ er $-0,9587$, noe som også indikerer tett samvariasjon. For å kunne undersøke samvariasjon nærmere, må det undersøkes om tidsseriene er stasjonære. Augmented Dickey Fullers test for stasjonærhet kan ikke forkaste nullhypotesen om ikke-stasjonære temperatur- og forbrukstidsserier, fordi p-verdien er henholdsvis $0,6334$ og $0,5564$. Det er da tatt hensyn til både trend og autokorrelasjon. Testene for kointegrasjon viste seg derimot å være signifikante. Kriterium nummer en, hvorvidt temperatur og forbruk er stasjonære i førstedifferansene kan bekreftes som følge av at Augmented Dickey Fullers test har testobservator lik $-11,89$ for temperatur sammenlignet med kritisk verdi på 1% nivå lik $-3,96$. Forbruket har en testobservator på $-11,69$ sammenlignet med kritisk verdi på 1% nivå lik $-3,43$. Nullhypotesen om ikke-stasjonærhet i førstedifferansen kan forkastes, da det også her er tatt hensyn til trend og autokorrelasjon i feilledet. Kriterium nummer to blir også oppfylt da differansen mellom temperatur og forbrukstidsseriene er stasjonære. Her viser Augmented Dickey Fuller test en testobservator lik $-7,30$ sammenlignet

⁷ Se appendiks C

med en kritisk verdi på 1% nivå lik -3.96. Nullhypotesen om ikke-stasjonæritet i differansen forkastes, ettersom trend og autokorrelasjon er tatt hensyn til.

Siden tidsseriene viser seg å være kointegrerte kan feilkorreksjonsmodellen gi svar på i hvilken grad variablene samvarierer. Feilkorreksjonsmodellen viser en R^2 på 32%, noe som er en god forklaringsprosent. Dersom man ser på parameterne i modellen ser man at konstantleddet ikke er signifikant forskjellig fra 0. Både den kortsiktige og den langsiktige parameteren er signifikant forskjellig fra 0, med verdiene henholdsvis -1 608,5 og -0,262. Med signifikante parametere finnes det samvariasjon i temperatur og forbruk. Den kortsiktige parameterens fortegn indikerer at når endringen i temperaturen går ned, så går endringen i forbruket opp. En lav langsiktig parameterverdi, -0,262, indikerer at det vil ta litt tid fra en endring i temperatur gir fullt utslag i forbruket. Fortegnet forteller at forbruket trekkes tilbake til gjennomsnittet over tid, men at dette skjer sakte fordi parameterens verdi er lav. For eksempel er det naturlig at en husholdning setter opp varmen på varmeovnen etter



Figur 7: Utvikling i temperatur (øverst til venstre), forbruk (nederst) og elektrisitetspris (øverst til høyre) i perioden 15.03.2010 til 30.09.2012

at det har blitt kaldt ute, på samme måte tar det litt tid før varmeovnen justeres ned etter at det har blitt varmere ute.

4.1.2 Modell 2: Forbruk og elektrisitetspriser

Til venstre i figur 7 vises utviklingen i forbruk og elektrisitetspris over tid. Her ser man at elektrisitetsprisen går ned når forbruket går ned, på samme måte som elektrisitetsprisen går opp når forbruket går opp. Dette bekreftes av korrelasjonens positive fortegn. Korrelasjonen⁸ er 0,55. Selv om korrelasjonsverdien er lav indikerer det at det er samvariasjon mellom de to variablene. Derfor er det interessant å undersøke samvariasjonen nærmere.

Augmented Dickey Fullers test for stasjonæritet i elektrisitetspristidsserien kan ikke forkaste nullhypotesen om ikke-stasjonæritet (p-verdi lik 0,1910). Tidligere i modell 1 ble det bevist at heller ikke forbrukstidsserien kunne forkaste nullhypotesen om ikke-stasjonæritet. Tidsseriene er likevel kointegrert da både kriterium en, stasjonæritet i førstedifferansen, og kriterium to, stasjonæritet i differansen mellom variablene, ble oppfylt. Augmented Dickey Fullers test på førstedifferansen av elektrisitetsprisen viser en testobservator lik -10,97 sammenlignet med kritisk verdi på 1%-nivå lik -3,96. I dette tilfellet kan nullhypotesen om ikke-stasjonæritet forkastes. Testens resultater på kriterium to, differansen mellom forbruk og elektrisitetspris, har en testobservator lik -5,64 sammenlignet med kritisk verdi på 1%-nivå lik -3,69. Nullhypotesen som ikke-stasjonæritet kan igjen forkastes. Ettersom tidsseriene kointegrerer sies det at tidsseriene samvarierer, men feilkorreksjonsmodellen kan fortelle i hvilken grad.

Feilkorreksjonsmodellens R^2 viser at forbruket kun forklarer 14,4% av variasjonen i elektrisitetsprisen. Konstantleddet er ikke signifikant forskjellig fra 0, mens både den kortsiktige og den langsiktige parameteren er signifikant forskjellig fra 0. Den kortsiktige parameterverdien er 0,00166, mens den langsiktige parameterverdien er -0,0314. Den kortsiktige parameterverdien indikerer at elektrisitetsprisen går opp når forbruket går opp, men ikke mye. Den langsiktige parameterverdien indikerer med negativt fortegn at elektrisitetsprisen trekkes tilbake mot en likevekt over tid, dette skjer ikke raskt fordi parameterverdien er lav.

⁸ Se appendiks C

4.1.3 Test av feilledd i feilkorreksjonsmodellen

Hvorvidt resultatene fra feilkorreksjonsmodellen ovenfor er til å stole på avgjøres ved å undersøke feilleddene for autokorrelasjon og normalfordeling. For eksempel vil normalfordelingen ha en kurtoseverdi på 3. Dersom kurtoseverdien viser seg å være 3,5 indikerer dette en høyere sannsynlighet for at variabelen har flere tilfeller av ekstreme høye eller lave verdier enn det normalfordelingen tilsier. En positiv verdi for skjevhet betyr at sannsynligheten for ekstremt høye verdier er større enn sannsynligheten for lave sammenlignet med normalfordelingen.

Fra modell 1 har temperatur og forbruk et gjennomsnittlig feilledd på $-0,000000474$ med et standardavvik på 5459,8. Feilleddene har også en liten men positiv skjevhet (0,2018) og positiv kurtose (3,09), noe som tilsier nær normalfordelte feilledd. Feilleddene ser også ut til å være tilnærmet normalfordelte ved å se på histogrammet, p-plot og q-plot, med unntak av den nedre delen av halen (se appendiks B). Nullhypotesen om normalfordeling kan ikke forkastes på 1% nivå ifølge D'Agostinos test for normalfordeling ($p = 0,0351$). Men det er mulig å forkaste den på 5% nivå. Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon i feilleddene forkaster nullhypotesen om ingen autokorrelasjon ($p=0,000$). Av dette kan det konkluderes at feilleddene er tilnærmet normalfordelt, men at de er autokorrelert.

I modell 2 har forbruk og elektrisitetspris et gjennomsnittlig feilledd på $-0,0000000239$ med et standardavvik på 28,35. Variasjonen i feilleddet er her lavere enn i modell 1. Feilleddene har også en større positiv skjevhet (0,923) og en stor positiv kurtose (30,7). Det er derfor grunn til å tro at feilleddene ikke er normalfordelte, mye på grunn av den høye verdien på kurtosen. Dette bekreftes ved at feilleddene ikke ser ut til å være normalfordelt basert på histogrammet, p-plot og q-plot (se appendiks B). I D'Agostinos test for normalfordeling basert på skjevhet og kurtose forkastes nullhypotesen om normalfordeling ($p= 0,00$). Feilleddene er også autokorrelerte basert på resultatene fra Breusch-Godfrey testen. Testen forkaster nullhypotesen om ingen autokorrelasjon ($p=0,00$). Konklusjonen er derfor at feilleddene er ikke normalfordelt og at de er autokorrelert.

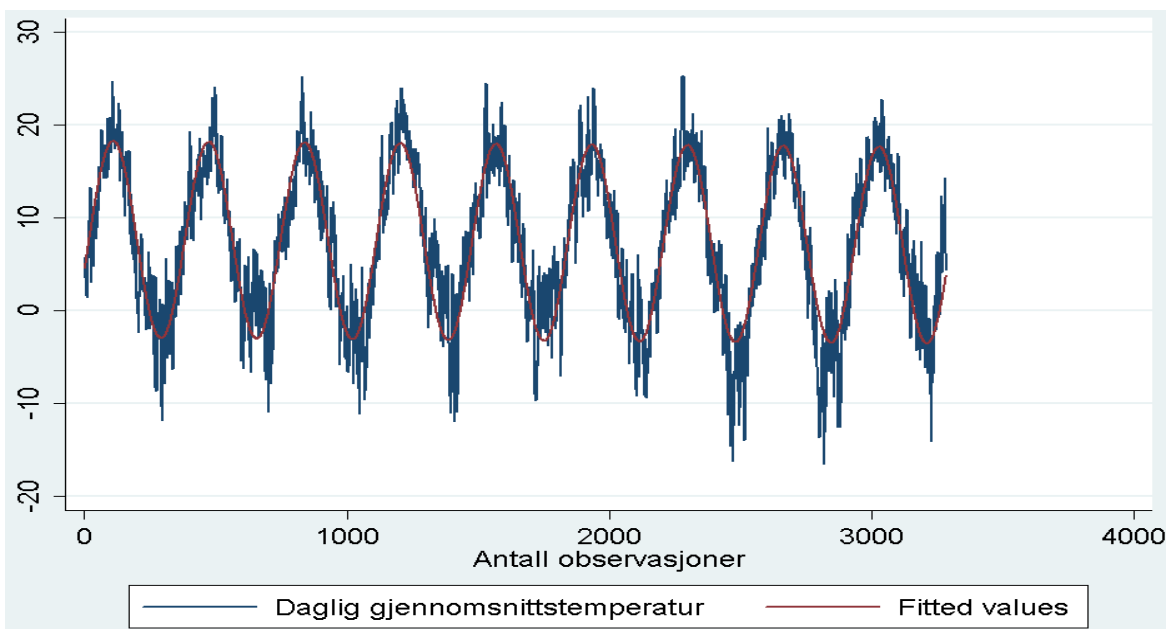
Konklusjonen for de to modellene fører til at begge modellene bryter antagelsene om normalfordeling av feilleddene og ingen autokorrelasjon i feilleddene. Unntaket er normalfordelte feilledd i modell 1, temperatur og forbruk. Man må derfor være forsiktig med å bruke resultatene fra modellene ukritisk. Men det betyr ikke at konklusjonen om samvariasjon basert på kointegrasjon må forkastes. Temperatur samvarierer med forbruk og forbruk samvarierer med elektrisitetspris.

4.2 Temperaturmodell – CAR-modellen

I denne delen tilpasser jeg CAR-modellen til temperaturen i Oslo. De tre delene i CAR-modellen, sesongfunksjonen, utjevnet sesongvariasjon og sesongvariasjon i feilleddet tilpasses hver for seg. Parameterverdiene noteres i hver del og feilleddene undersøkes.

4.2.1 Sesongfunksjon

Figur 8 viser de observerte daglige gjennomsnittstemperaturene (DAT_{obs}) målt ved Blindern i Oslo sammen med den tilpassede sesongfunksjonen, $\Lambda(t)$. Funksjonen ble tilpasset ved bruk av minste kvadraters metode. Parameterverdiene i sesongfunksjonen er rapportert i tabell 6. Parameterne er alle signifikant på 1% nivå, der t-verdier vises i parentes. Resultatet av tilpassingen gir et estimat på temperatur justert for trend og sesongvariasjon, den nye variabelen betegnes $DAT_{trend og sesong}$.



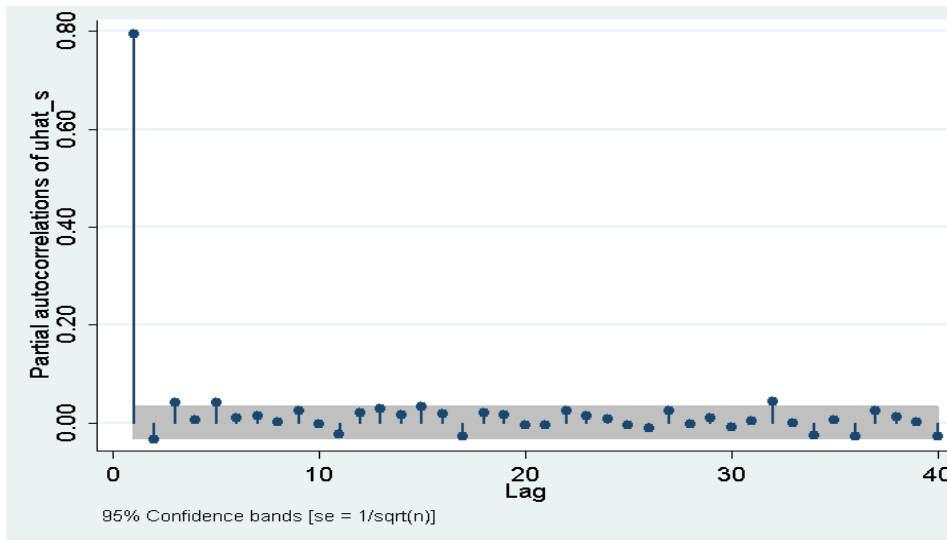
Figur 8: Daglige gjennomsnittstemperaturer fra Oslo sammen med det tilpassede sesongfunksjonen i perioden 01.04.2003 - 31.03.2013

Tabell 6: Tilpassede parameterverdier til CAR-modellens sesongfunksjonen, $\Lambda(t)$

| α_0 | α_1 | α_2 | α_3 |
|------------|------------|------------|------------|
| 7,68 | -0,00019 | -10,59 | -73,09 |
| (63,79) | (-3,12) | (-124,40) | (-157,01) |

I figur 9 vises den partielle autokorrelasjonsfunksjonen (PACF) til de daglige gjennomsnittlige temperaturdataene justert for trend og sesongvariasjon ($DAT_{trend og sesong}$). Figuren viser at en autoregressiv modell med ett tilbakeskuende ledd, AR(1)-modell, er modellen som best passer for å modellere

utviklingen i variabelen $\text{DAT}_{(\text{trend og sesong})}$. Portmanteaus Q-test indikerer også at det ikke er nødvendig med flere enn ett ledd i AR-modellen i modellens neste del, utjevnet sesongvariasjon.



Figur 9: PACF av feilleddene til DAT etter justering for lineær trend og sesongmønster

4.2.2 Utjevnet sesongvariasjon

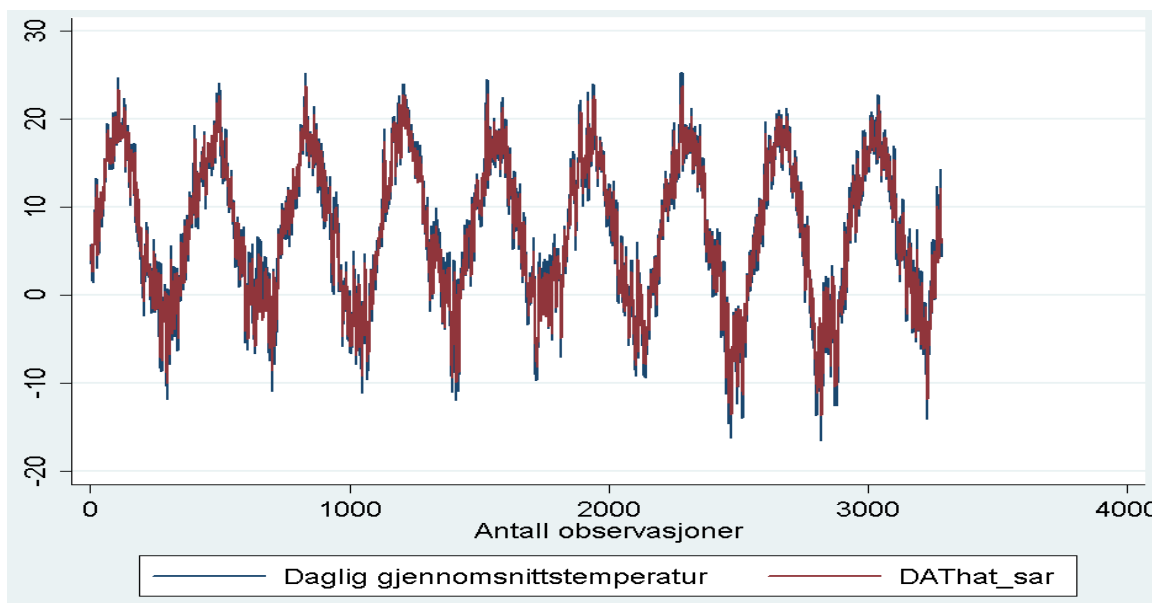
I tilpassingen av modellens andre del, utjevnet sesongvariasjon, benyttes AR(1)-modellen. Modellen ble tilpasset resultatverdiene fra forrige del, det vil si variabelen $\text{DAT}_{\text{trend og sesong}}$. Resultatet vises i tabell 7, der t-verdiene vises i parentes. Parameteren, β_1 , er signifikant forskjellig fra null på 1% nivå, mens konstantleddet er ikke signifikant forskjellig fra null. Modellens forklaringskraft målt ved R^2 er 63,18%, noe som indikerer en rimelig god modell. Resultatene fra modellen må likevel tolkes noe forsiktig da antagelsene som ligger til grunn for regresjonen er brutt. Det er ikke autokorrelasjon i feilleddene, men feilleddenes fordeling er signifikant forskjellig fra normalfordelingen på grunn av for høy positiv skjevhet. Resultatet fra AR(1)-modellen gir et estimat på temperatur som er justert for trend, sesongvariasjon og autokorrelasjon ($\text{DAT}_{\text{trend, sesong og autokorr.}}$)

Tabell 7: Tilpassede regresjonsparametere til AR(1)-modellen

| β_0 (konstant) | β_1 |
|----------------------|-----------|
| -0,0013 | 0,7947 |
| (-0,04) | (75,02) |

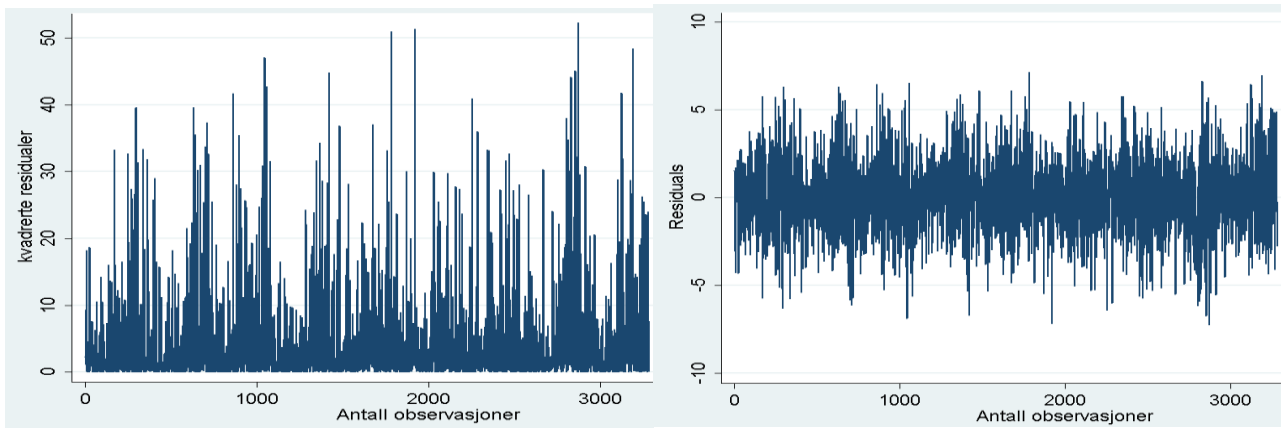
4.2.3 Sesongavhengig variasjon i feilledet

I figur 10 vises temperaturen justert for trend, sesongvariasjon og autokorrelasjon ($DAT_{\text{trend, sesong og autokorr}}$) sammen med den faktiske observerte temperaturen (DAT_{obs}). Figuren viser at den tilpassede tidsserien følger temperaturen i stor grad. Korrelasjonen mellom dem er 0,9676, noe som indikerer at det fortsatt er uforklarte effekter som ikke er inkludert i modellen. Derfor er neste steg å undersøke modellens feilledd, for å se etter mønster som kan modelleres.

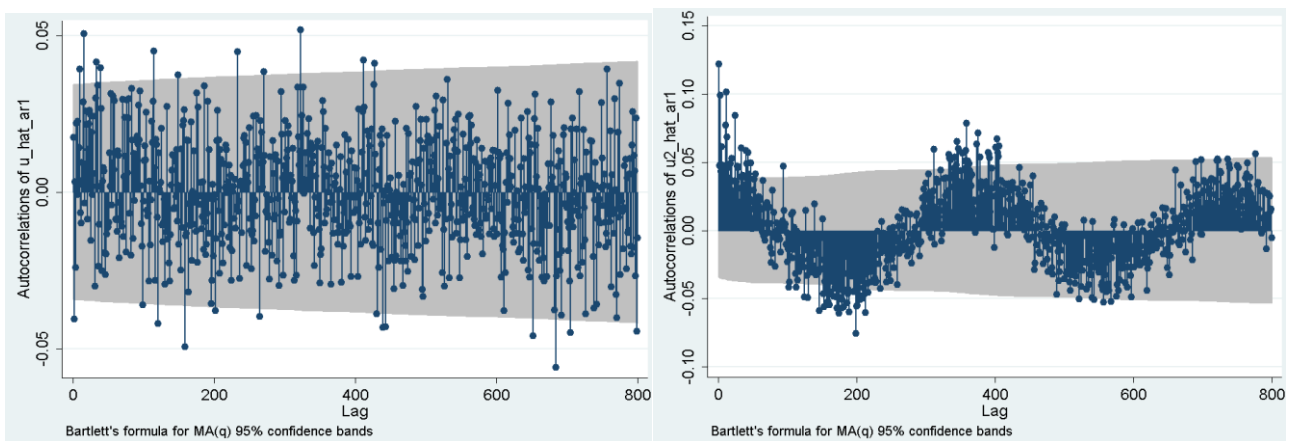


Figur 10: Tilpasset temperatur justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd i perioden 01.04.2003 til 31.03.2012

I figur 11 vises utviklingen i feilleddene og de kvadrerte feilleddene til $DAT_{\text{trend, sesong og autokorr}}$. Figuren viser en vedvarende variasjon i feilleddene. Derfor undersøkes det hvorvidt det er autokorrelasjon i feilleddene. I følge Breusch-Godfreys test kan ikke nullhypotesen, ingen autokorrelasjon, forkastes ($p=0,2076$). Dette bekreftes av Box-Jenkins statistikk. I figur 12 vises autokorrelasjonsfunksjonen (AFC) til feilleddene og de kvadrerte feilleddene. Figuren viser et klart sesongmønster i feilleddene (til venstre i figuren) og sesongmønsteret bekreftes av ACF til de kvadrerte feilleddene (til høyre i figuren). På bakgrunn av disse observasjonene vet man derfor at det er mulig å modellere feilleddene.



Figur 11: Feilledd (venstre) og kvadrerte feilledd (høyre) til temperatur justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd i perioden 01.04.2003 til 31.03.2012

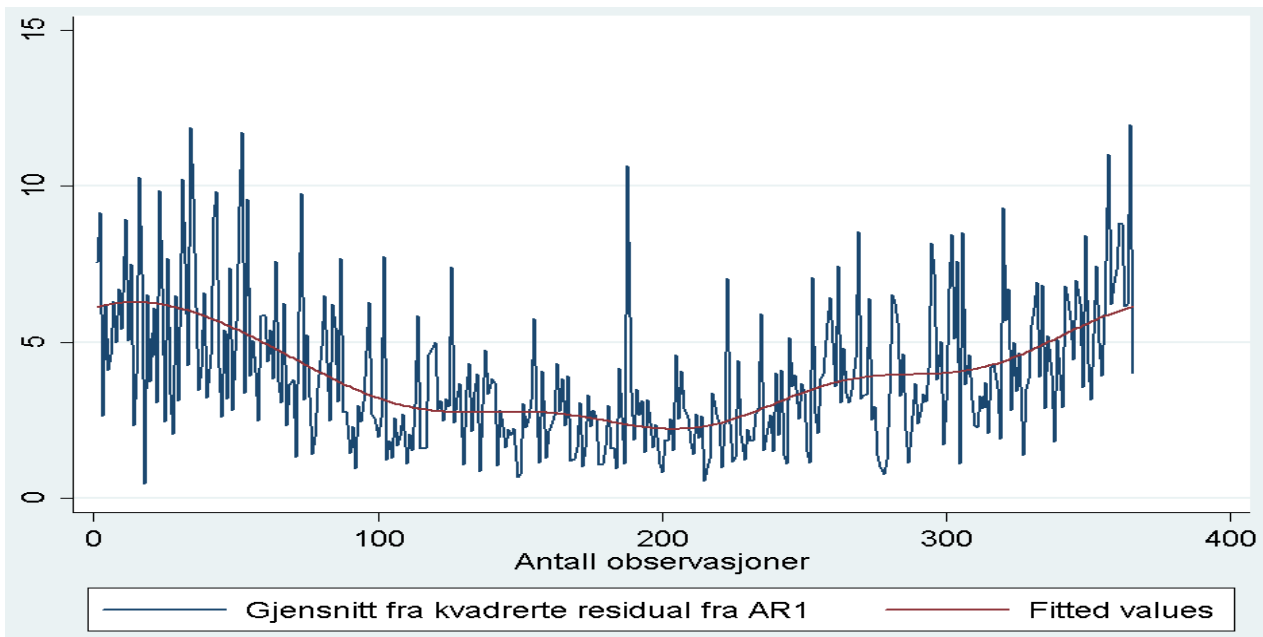


Figur 12: Feilddenes ACF (venstre) og de kvadrertes feilledd (høyre) av temperaturen justert for trend, sesong og autokorrelasjon med ett ledd

Sesongvariasjonen i feilleddene ble modellert med en trunkert Fourier funksjon, σ^2 . De tilpassede parameterne vises i tabell 8, der t-verdier vises i parentes. Selv om ikke alle parameterne er signifikant forskjellig fra null, brukes likevel alle parameterne i modellen. Den tilpassede funksjonen vises sammen de observerte feilleddene i figur 13. Det er tydelig å se at variasjonene i de kalde sesongene er høyere enn i de milde sesongene. Men det er også større variasjon midt på sommeren enn om våren og høsten.

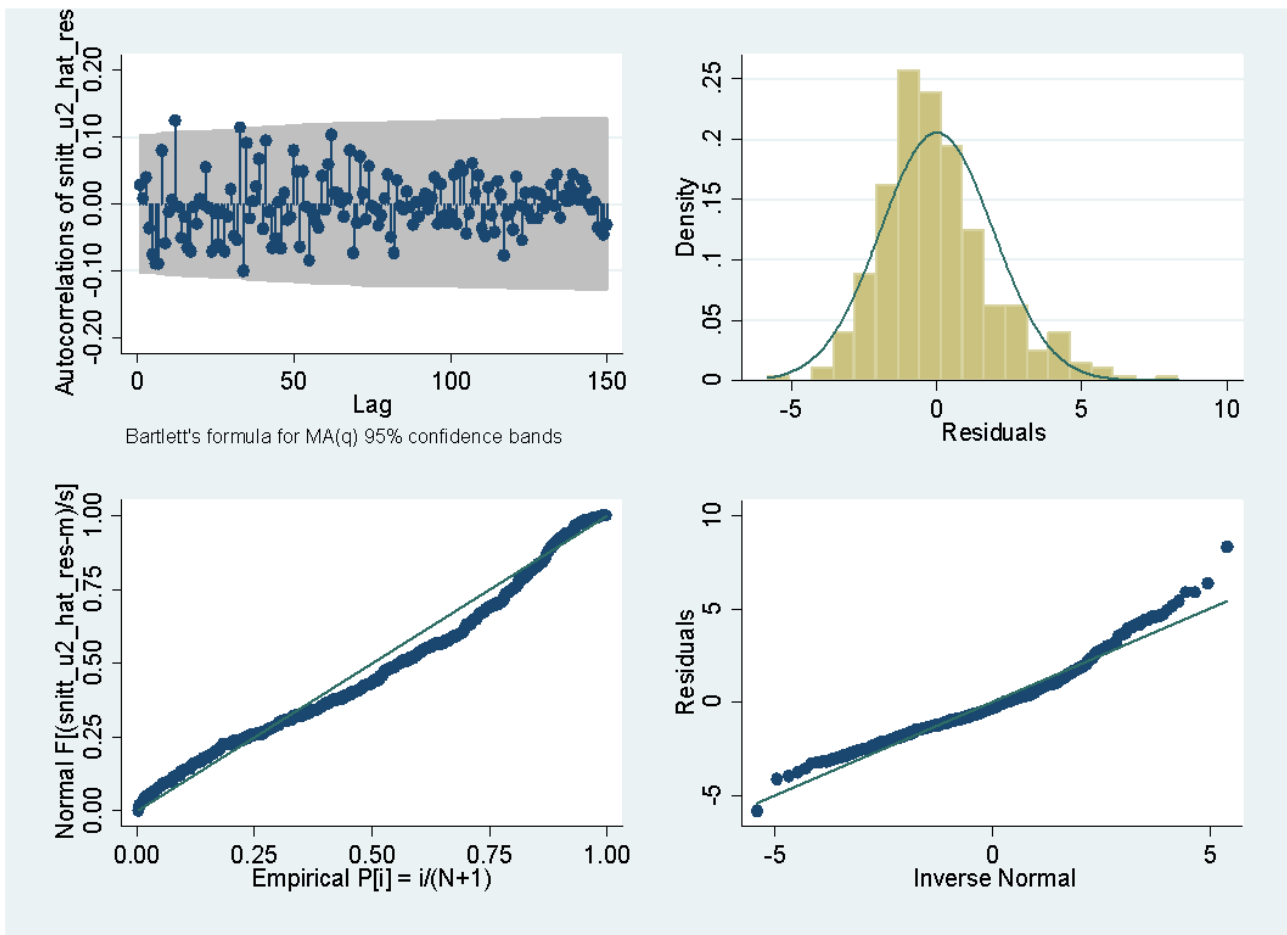
Tabell 8: Tilpassede parameterne til trunkert Fourier funksjonen

| C ₁ | C ₂ | C ₃ | C ₄ | C ₅ | C ₆ | C ₇ | C ₈ | C ₉ |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 3,91 | 1,72 | 0,14 | 0,28 | 0,27 | 0,10 | 0,33 | 0,079 | -0,089 |
| (38,10) | (11,93) | (0,99) | (1,94) | (1,90) | (0,73) | (2,31) | (0,55) | (-0,62) |



Figur 13: Observerte feilledd sammen med den tilpassede trunkerte Fourier funksjonen

Etter at den trunkerte Fourier funksjonen ble tilpasset feilleddene har autokorrelasjonen forsvunnet. Som vist av autokorrelasjonsfunksjonen (ACF) øverst til høyre i figur 14 ligger alle verdier, med unntak av en verdi, innenfor det mørkere skraverte feltet. Ingen autokorrelasjon bekreftes også av Box-Jenkins statistikk. Derimot indikerer histogrammet øverst til venstre i samme figur at bruken av den trunkerte Fourier funksjonen ikke gir normalfordelte estimat. Dette bekreftes av D'Agostinos test, der nullhypotesen om normalfordeling må forkastes (p -verdi = 0,00). Dette skyldes en tydelig skjevhet (0,84) og en klar kurtose (4,29). Som også bekreftes av p -plot og q -plot nederst i figur 14, der verdiene ikke ligger inntil linjen. Selv om nullhypotesen om normalfordeling må forkastes, velger jeg likevel å avslutte modelleringen her. Da verdien for kurtose og skjevhet ikke er veldig lagt unna tommefingerregelen for normalfordeling på henholdsvis 3 og $\pm 0,5$. Jeg forventer også at med økt antall observasjoner vil man kunne oppnå en tilnærmet normalfordeling, slik sentralgrenseteoremet tilsier.



Figur 14: Autokorrelasjonsfunksjon (øverst til venstre) og histogram (øverst til høyre) til feilleddene i den trunkerte Fourier funksjonen. P-plot (nederst til venstre) og q-plot (nederst til høyre)

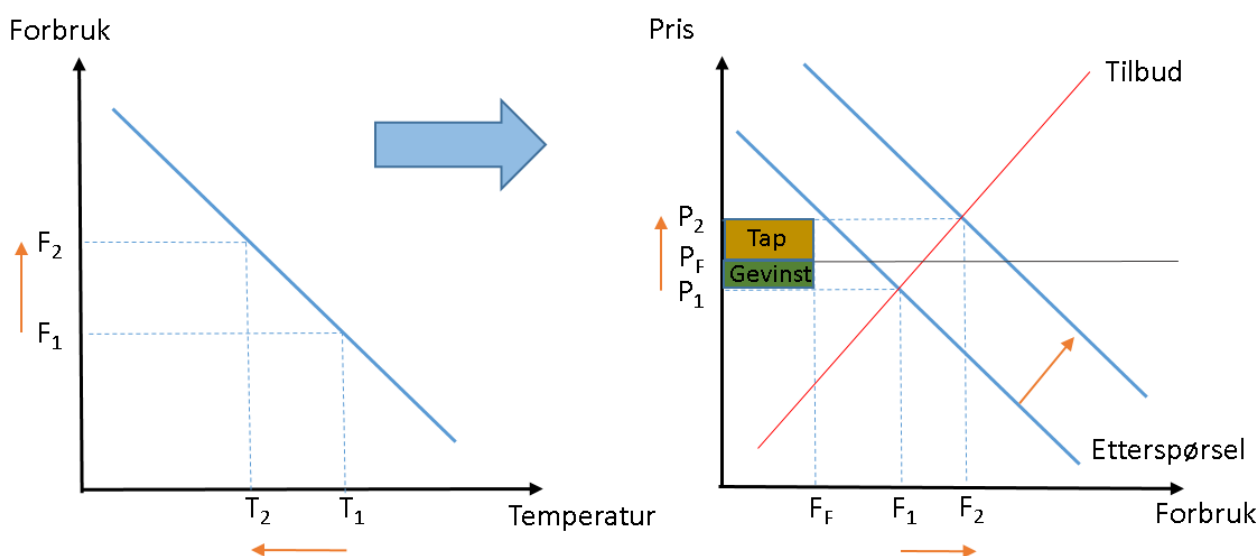
Det er nå bevist at det er mulig å tilpasse CAR-modellen til Benth et al. (2007) til temperaturen i Oslo. Dette gjør det mulig for et selskap å bruke den tilpassede modellen til temperaturprognoser. Temperaturprognosen kan gi en forventning til fremtidig elektrisitetsforbruk og –pris, men ikke minst gir den mulighet til å prisfastsette temperaturderivater. I neste kapittel ser jeg nærmere på hvordan et energiselskap kan bruke temperaturopsjoner, som er en form for temperaturderivater, til å sikre kontantstrømmen.

5 Case

I dette kapittelet illustrerer jeg hvilke utfordringer et energiselskap står overfor ved uforutsette endringer i temperaturen. Temperaturderivater skisseres som en mulig løsning på denne utfordringen. Deretter beskrives det hvordan temperaturderivatene kan benyttes og tilslutt vurderes det hvorvidt de ga en tilfredsstillende løsning på utfordringen. I dette caset legger jeg til grunn at CAR-modellen til Benth et al. (2007) er benyttet for å fastsette en pris på temperaturderivatene som benyttes. Jeg vil bruke de fastsatte prisene til å illustrere hvordan et energiselskap kan bruke temperaturderivatene til å sikre kontantstrømmen.

Anta at et energiselskap uten egen elektrisitetsproduksjon har en stor salgsportefølje med fastprisavtaler i prisområde NO1 (Oslo). Fastprisavtalene dekkes ved kjøp av avtaler til variabel elektrisitetspris i samme område (elspot). Størrelsen på salgsporteføljen i januar 2013 er på tilsammen 150 megawatt (MW). Levering av elektrisitet skjer alle timer i døgnet, slik at totalt volum for perioden blir 111 600 megawattimer (MWh). Salgsporteføljen har en gjennomsnittspris på 300 norske kroner per megawattimer (NOK/MWh) i januar 2013.

Utfordringen er at temperaturen virker inn på elektrisitetsforbruket og dermed elspotprisen. Dette gjelder spesielt uforutsette endringer i temperaturen, slik at markedet ikke har tid til å omstille seg. For eksempel er det vanskelig for produsentene å tilpasse produksjonen til forbruket umiddelbart. I tillegg vil det være andre faktorer, som for eksempel overføringskapasitet og generatorkapasitet som setter begrensninger for mengden produsert elektrisitet.



Figur 15: Effektene av temperaturendringer på kontantstrømmen

Figur 15 viser hvordan et temperaturfall påvirker energiselskapets kontantstrøm. Dersom man antar at produksjonen ligger fast vil det si at dersom temperaturen går ned fra T_1 til T_2 , da vil elektrisitetsetterspørselen gå opp fra F_1 til F_2 , og elspotprisen gå vil opp fra P_1 til P_2 . I en situasjon der temperaturen er høy, T_1 , og elspotprisen lav, P_1 , da vil energiselskapet tjene på fastprisavtalene fordi innkjøpsprisen ligger lavere salgprisen. Energiselskapet vil da oppnå en gevinst lik differansen mellom elspotprisen, P_1 og fastprisen, P_F , multiplisert med mengden solgt elektrisitet, F_F .

Dersom man er i situasjonen der temperaturen er lav, T_2 , og elspotprisen høy, P_2 , vil elektrisitetsselskapet tape på fastprisavtalene. Tapet kommer av at innkjøpsprisen er høyere enn salgprisen. Størrelsen på tapet bestemmes av differansen mellom elspotpris, P_2 , og fastpris, P_F , multiplisert med mengden solgt elektrisitet, F_F . På denne måten påvirker temperaturen energiselskapets kontantstrøm. Det er derfor naturlig at energiselskapet ønsker å sikre seg mot variasjoner i kontantstrømmen som følge av endringer i temperaturen, slik at selskapet kommer opp i en situasjon der det ikke har kapital nok til å dekke kostnadene. Tradisjonelt har det vært investert i prisderivater i det finansielle elektrisitetsmarkedet for å sikre seg mot uforutsette effekter i elspotprisen. Mindre vanlig har det vært å bruke temperaturderivater i det finansielle værmarkedet for å sikre seg mot uforutsette effekter i etterspurt elektrisitetsvolum. Energiselskapet har tre alternativ for å sikre kontantstrømmen; ingen sikring, investering i en standard temperaturopsjon på råvarebørsen i Chicago eller investering i en kombinert temperatur og elektrisitetsprisopsjon («double triggered» temperaturopsjon) i det bilaterale markedet.

Målet for energiselskapet er at utbetalingen fra et av sikringsalternativene dekker tapet på fastprisavtalene. Det antas at energiselskapet har undersøkt temperatur- og prisdsserier for egenskaper, utvikling og samvariasjon. Og at selskapet har modellert temperaturen nøyaktig ved hjelp av CAR-modellen til Benth et al. (2007). Videre antas det at modellen ble tilpasset basert på et in-sample temperaturdatasett på 9 år og deretter verifisert ved å sammenligne estimeringsresultatene fra den tilpassede modellen på et out-of-sample temperaturdatasett på 1 år. Tilslutt antas det at modellen ble brukt til å fastsette en pris på de ulike opsjonene i sikringsalternativene.

Alternativ 1:

Energiselskapet velger å ikke sikre kontantstrømmen. Det betyr at dersom elspotprisen blir lavere enn fastprisen fører det til en ren gevinst for selskapet uten å måtte trekke fra ekstrakostnaden som en opsjonspremie er. Men dersom elspotprisen blir høyere enn fastprisen må selskapet ta hele tapet, uten at det kan kompenseres med en utbetaling fra en opsjon. Dette alternativet gir en potensielt større gevinst, men også et potensielt større tap.

Alternativ 2:

Anta at energiselskapet er villig til å betale 500 000 NOK for 10 standard temperaturopsjoner av typen man får kjøpt på råvarebørsen i Chicago (CME). I en standard temperaturopsjon er terskeltemperaturen for den daglige gjennomsnittstemperaturen 18 grader Celsius og denne danner grunnlag for HDD-indeksen. Utbetalingen på denne opsjonen er 20 euro multiplisert med HDD-indeksen. For å kunne sammenligne dette alternativet med de to øvrige, brukes vekslingskursen fra Norges Bank for januar for å veksle euro om til norske kroner.

Alternativ 3:

Anta at energiselskapet er villig til å betale 2 000 000 NOK for den kombinerte temperatur og elektrisitetsprisopsjonen av typen «double triggered» temperaturopsjon. Opsjonen kan kun kjøpes i det bilaterale markedet, og tilpasses energiselskapets ønsker. Anta derfor at terskelen for den daglige gjennomsnittstemperaturen er minus 7 grader Celsius i dette tilfellet, og at den danner grunnlag for volumtidsserien. I dette tilfellet vil volumtidsserien få verdien 50 MW multiplisert med 24 timer på de dager hvor den daglige gjennomsnittstemperaturen er lavere enn minus 7 grader Celsius. Terskelen for elektrisitetsprisen er satt til 300 NOK/MWh. Utbetalingen vil skje på de dager hvor elektrisitetsprisen er høyere enn denne terskelen, og utbetalingens størrelse blir da regnet ut ved å multiplisere volumtidsserien med 300 NOK/MWh.

I tabell 9 vises resultatet fra de tre ulike alternativene for å sikre kontantstrømmen i januar 2013, utvidet oppstilling er å finne i appendiks A.

Tabell 9: Resultat fra de tre ulike alternativene for å sikre kontantstrømmen i januar 2013

| | | |
|--|---------------------------------------|-----------------------|
| Alternativ 1; ingen sikring | | |
| Inntekt fastpris | =111 600 Mwh * 300,00 NOK/MWh = | 33 480 000 NOK |
| Kostnad variabel pris | =111 600 Mwh * -311,67 NOK/MWh = | -34 782 372 NOK |
| Resultat | | -1 302 372 NOK |
| Alternativ 2; temperaturopsjon | | |
| Inntekt fastpris | =111 600 Mwh * 300,00 NOK/MWh = | 33 480 000 NOK |
| Kostnad variabel pris | =111 600 Mwh * -311,67 NOK/MWh = | -34 782 372 NOK |
| Opsjonspremie | | -500 000 NOK |
| Oppgjør opsjon | =705,9 HDD * 10 * 20€ * 7,381 NOK/€ = | 1 042 050 NOK |
| Resultat | | -760 322 NOK |
| Alternativ 3; kombinert temperatur og elektrisitetsprisopsjon | | |
| Inntekt fastpris | =111 600 Mwh * 300,00 NOK/MWh = | 33 480 000 NOK |
| Kostnad variabel pris | =111 600 Mwh * -311,67 NOK/MWh = | -34 782 372 NOK |
| Opsjonspremie | | -2 000 000 NOK |
| Oppgjør opsjon | = 12 000 Mwh * 300,00 NOK/MWh = | 3 600 000 NOK |
| Resultat | | 297 628 NOK |

I alternativ 1 sikres ikke kontantstrømmen. Den gjennomsnittlige innkjøpsprisen på elektrisitet ble 311,67 NOK/MWh i januar. Siden innkjøpsprisen ligger over salgsprisen på 300 NOK/MWh førte det til et tap på elektrisitetssalget i perioden på 1 302 372 NOK.

I alternativ 2 sikres kontantstrømmen med en standard temperaturopsjon. Tapet på elektrisitetssalget er fortsatt 1 302 372 NOK, i tillegg kommer kostnaden for opsjonen på 500 000 NOK. I januar har gjennomsnittstemperaturen hver dag vært lavere enn 18 grader Celsius. Differansen mellom observert temperatur og 18 grader Celsius har ført til at HDD-indeks for perioden har fått verdien 705,9. HDD-indeksen multipliseres med 20 euro og valutakursen på 7,381 norske kroner per euro. Fordi energiselskapet kjøpte 10 opsjonskontrakter, blir det tilsammen et opsjonsoppgjør for januar lik 1 042 050 NOK. Opsjonsoppgjøret er likevel ikke nok til å dekke tapet på elektrisitetssalget og opsjonspremie, derfor blir det totale tapet for perioden lik 760 322 NOK.

I alternativ 3 sikres kontantstrømmen ved hjelp av en «double triggered» temperaturopsjon. Tapet på elektrisitetssalget er fortsatt 1 302 372 NOK, i tillegg kommer kostnaden for opsjonen på 2 000 000 NOK. I januar blir det observert 14 dager hvor den daglige gjennomsnittsprisen på elektrisitet i NO1 var høyere enn terskelprisen på 300 NOK/MWh. Disse 14 dagene ligger mellom 10 og 27 januar, men der kun 10 av disse dagene har en daglig gjennomsnittstemperatur lavere enn minus 7 grader Celsius. Det er kun på disse 10 dagene opsjonen vil gi utbetaling, selv om det er 12 dager i januar som har lavere gjennomsnittstemperatur enn minus 7 grader Celsius. Volumet som danner grunnlag for utbetalingen blir da 12 000 MWh, som er et resultat av at hver dag får tilskrevet 50 MW multiplisert med antall timer i døgnet (24 timer). Oppgjøret på opsjonen regnes ut ved å multiplisere volumet på 12 000 MWh med terskelprisen på 300 NOK/MWh. Som fører til en utbetaling

på 3 600 000 NOK for januar 2013. Oppgjøret vil dekke tapet på elektrisitetssalget og opsjonspremien, og det fører til et positivt resultat for perioden på 297 628 NOK.

Som vist i tabell 9 kommer energiselskapet best ut dersom det velger en «double triggered» temperaturopsjon i januar 2013. Opsjonen krever større investering enn en standard temperaturopsjon, men gir mer av seg i dette tilfellet. Situasjonen kunne vært en annen dersom man hadde undersøkt en annen periode. Men uansett valg av temperaturopsjon for januar 2013 ville energiselskapet ha redusert tapet i kontantstrømmen sammenlignet med å ikke sikre kontantstrømmen. Alternativet med å ikke sikre kontantstrømmen gir i januar 2013 det største tapet.

6 Diskusjon

Ovenfor ble caset og resultatene fra feilkorreksjonsmodellen og CAR-modellen presentert. Derfor er det nå interessant å diskutere hvorvidt resultatene viser det samme som teorien. Først oppsummerer jeg resultatene for de ulike hypotesene. Deretter drøftes resultatene fra feilkorreksjonsmodellen og CAR-modellen opp mot teorien. Videre diskuteres det hvilke implikasjoner resultatene har for både teori og praksis. Tilslutt ser jeg på ulike faktorer som kan ha påvirket resultatet og hva som kan undersøkes nærmere i senere studier.

Hypotese I ble bekreftet. Det er en sammenheng mellom temperatur og elektrisitetsforbruk, og mellom elektrisitetsforbruk og elektrisitetspris. Hypotese II ble bekreftet ved at resultatene viste at det var mulig å tilpasse CAR-modellen til Benth et al. (2007) til temperaturen i Oslo. På den måten kan et energiselskap som beskrevet i caset benytte temperaturmodellen til å prisfastsette et temperaturderivat. I caset ble ikke CAR-modellen brukt til å sette en pris på temperaturderivatene, men det ble lagt til grunn en antatt pris. Det ble så illustrert hvordan energiselskapet kan bruke en standard temperaturopsjon sammenlignet med en kombinert temperatur og elektrisitetsprisopsjon til å redusere variasjonen i kontantstrømmen.

6.1 Feilkorreksjonsmodellen

Temperatur og elektrisitetsforbruk forventes å være stasjonære tidsserier, men derimot ikke elektrisitetsprisen. Både temperatur og forbruk forventes å følge et mønster gitt av sesongvariasjonene, derfor forventes det at variasjonen i observasjonene er stabile om et gjennomsnitt. Observasjonene i elektrisitetsprisen derimot forventes å ikke å være stabile over tid, slik som mange andre økonomiske variabler. Forventningen er slik fordi det er mange faktorer som påvirker prisen. Det kan være politiske beslutninger, utbygging av overføringskapasitet eller endringer i kull, gass og oljepreiser som fører at elektrisitetsprisen går opp på et permanent høyere prisnivå eller ned på et permanent lavere nivå. Resultatene viser at temperaturen, forbruket og elektrisitetsprisen i Oslo er ikke-stasjonære tidsserier. Dette avviker fra den forventningen man har til temperatur- og forbrukstidsseriene. Grunnen til at disse avviker kan skyldes at det er en tidstrend i dataene eller tidsseriens tidsopløsning. Tidstrend i dataene vil si at den daglige gjennomsnittstemperaturen og forbruket øker eller reduseres med tiden. For temperatur kan det skyldes global oppvarming eller økt bebyggelse rundt målestasjonen. En tidstrend i forbruket kan skyldes endringer i klima som fører til endret forbruk. Økt komfortnivå og større avhengighet av elektrisitet eller økt befolkningsvekst inn til et område kan føre til permanent økt forbruk. I testen for stasjonærhet ble det tatt høyde for tidstrend, men testen kunne likevel ikke forkaste nullhypotesen om ikke-stasjonærhet. Derfor må det være

andre faktorer som har vært avgjørende. Både temperatur-, forbruk- og pristidsseriens tidsoppløsning kan ha ført til konklusjonen om ikke-stasjonæritet. Dersom man hadde tilgang til timesoppløste tidsserier til forskjell fra døgnoppløste, er det mulig at nullhypotesen om ikke-stasjonæritet kunne forkastes. Stasjonære tidsserier er viktig, fordi stasjonæritet legges til grunn for enhver modell som undersøker sammenhengen mellom to eller flere variabler.

Selv om ikke tidsseriene er stasjonære, så er de kointegrerte. Dette er det første tegnet på at tidsseriene faktisk samvarierer, som forventet. Det betyr at man kan bruke feilkorreksjonsmodellen til å bekrefte eller avkrefte de ulike forventningene man har til samspillet mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspris. Det forventes at temperaturen påvirker elektrisitetsforbruket og elektrisitetsforbruket påvirker elektrisitetsprisen. Man forventer at temperaturen påvirker forbruket direkte og relativt umiddelbart. Fordi husholdningene kan være raske med å stille på varmeovnene når temperaturen ute endres. Men med endringer i forbruket er det ikke forventet en umiddelbar og stor endring i elektrisitetsprisen. Hovedsakelig fordi prisen er et resultat av en komplisert sammenheng sammensatt av flere faktorer. Resultatene fra feilkorreksjonsmodellene viser at det er en langsiktig sammenheng mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspris. Den langsiktige sammenhengen mellom temperatur og forbruk og forbruk og elektrisitetspris ble undersøkt i to separate feilkorreksjonsmodeller, modell 1 og modell 2. På den måten er det mulig å si noe om hvilke effekter temperaturen gir i forhold til forventningene. Slik som forventet viser resultatene at temperaturen påvirker forbruket mye raskere enn forbruket påvirker prisen. Prisen blir heller ikke påvirket av forbruket i like stor grad, som forbruket blir påvirket av temperaturen. Det tar også lengre tid før prisen er tilbake til likevekt. Denne effekten kan tilskrives at det er flere faktorer som påvirker prisen enn det er faktorer som påvirker forbruket. Derfor får man en dempet temperatureffekt på elektrisitetsprisen. Resultatene bekreftet forventningene, men tilførte også informasjon om hastigheten på endringene i forbruk og pris på grunn av endring i temperatur.

6.2 Temperaturmodellen - CAR-modellen

Forventninger til temperaturmodellen er knyttet til dens tilpassingsevne, kvaliteten på dataene som brukes i modellen og modellens brukervennlighet. Benth et al. (2007) tilpasset den tidskontinuerlige autogressive modellen (CAR-modellen) til temperaturen i Stockholm. Det var derfor å forvente at modellen også kunne tilpasses temperaturen i Oslo, på grunn av byenes nære geografiske beliggenhet. Resultatet fra CAR-modellens tilpassing til temperaturen i Oslo har flere likheter med CAR-modellens tilpassing til temperaturen i Stockholm. Dette gjelder tidstrend, sesongvariasjon og feil-

leddenes egenskaper. Den estimerte temperaturen i Oslo og Stockholm viser begge tegn til sesongvariasjon i feilleddet etter at temperaturen ble justert for trend, sesongvariasjon og autokorrelasjon. Den trunkerte Fourier funksjonen passer godt for å forklare sesongvariasjonen i feilleddet for begge byene. Det viste seg imidlertid at feilleddene i den trunkerte Fourier funksjonen for Oslo ikke er normalfordelte, men verdiene for skjevhet og kurtose var ikke veldig langt unna verdiene for normalfordeling. Derfor er det mulig å si at feilleddene er nesten tilnærmet normalfordelte. Dersom det ble brukt flere observasjoner i CAR-modellen er det mulig at feilleddene ville blitt normalfordelte. Selv om CAR-modellen passer godt til både temperaturen i Oslo og Stockholm så er tilpassingen forskjellig på et punkt. Temperaturen i Oslo er ikke like sterkt berørt av historisk temperatur som i Stockholm. Man kan si at temperaturens hukommelse ikke er like sterk. Fordi analysen av temperaturen i Oslo indikerer at man skal bruke ett tilbakeskuende ledd (lag) i CAR-modellens andre del, utjevnet sesongvariasjon, i Stockholms tilfelle brukes det 3 tilbakeskuende ledd (lags). Dette kan indikere at temperaturen er mer stabil i Stockholm enn i Oslo. Men dette kan også være et resultat av lengden på temperaturtidsseriene man bruker i modellen.

Det er å forvente at lengden på temperaturtidsserien er avgjørende for temperaturmodellens resultat. Spesielt med tanke på at modellen utelukkende bygger på historisk målt temperatur. Avveiningen ligger mellom å finne god dynamikk over tid, som krever flere tiår med målte verdier, samtidig som å bevare dynamikken i dagens og fremtidig temperatur uten at variasjonene dempes på grunn av for lang historikk. I denne oppgaven brukes det kun 9 år med historiske observasjoner fra Oslo. Dette skiller denne studien fra de foregående studiene, som har brukt temperaturtidsserier på minimum 30 år. Av den grunn legges det større vekt på temperaturdynamikken nær i tid i denne oppgaven. Dette kan føre til at temperaturendringer og økende variasjon i temperaturen tas tidligere opp i CAR-modellen i denne oppgaven sammenlignet med de foregående modellene med lange temperaturtidsserier.

Det var forventet at modellen lett kunne tilpasses temperaturen på grunn av sin enkelhet. Dersom dette er tilfellet kan selskaper benytte modellen til å vurdere temperaturderivater for å redusere volumrisikoen og dermed variasjonen i kontantstrømmen uten bruk av for mye ressurser. Det forutsetter at modellen gir et tilfredsstillende estimat, slik at estimatet kan brukes til prising av temperaturderivatene. For bruk på temperaturderivater behøver ikke temperaturmodellen å være så detaljert som en modell som brukes til værmeldingen. Poenget er å finne de lange linjene over måneder, sesonger og år. Jo mer detaljert og finmasket et estimat må være, jo mer komplisert modell og der-

med vanskeligere å oppnå et sikkert estimat. Erfaringene fra denne oppgaven forteller at det er mulig å forstå CAR-modellens tre deler hver for seg. Og at det er mulig å tilpasse de ulike elementene til temperaturdataene. Når derimot delene skal settes sammen til CAR-modellen, og det skal lages en prognose på temperatur øker behovet for avansert bruk av et databehandlingsprogram. CAR-modellen stiller også krav om kjennskap til avansert økonometri og matematisk finans. På en annen side er modellen er en stokastisk modell, som kun baseres på historiske temperaturdata. Dette gjør metoden billig, spesielt i de tilfeller hvor temperaturdata kan lastes ned gratis fra en offentlig institusjon som meteorologisk institutt. Modellen er enkel å utvide og resultatene er lett å gjenskape. Modellen er fleksibel i den forstand at man kan både lage punkt- og fordelingsestimater for en rekke tidshorisonter.

6.3 Implikasjoner

Resultatene fra både feilkorreksjonsmodellen og temperaturmodellen har betydning for teorien. Resultatene fra de to feilkorreksjonsmodellene verifiserer sammenhengen mellom temperatur, forbruk og elektrisitetspris. I tillegg er det mulig å bekrefte at CAR-modellen også kan tilpasses temperaturen i Oslo. Dette gjør modellen sterkere, ved at det bevises at modellen kan tilpasses temperaturer ikke bare i Stockholm.

I praksis betyr resultatene at det er mulig å sikre kontantstrømmen til et selskap ved å benytte temperaturderivater. Dette ble illustrert i caset. I caset ble det antatt at energiselskapet tok utgangspunkt i CAR-modellen for å lage en prognose på temperaturen i Oslo januar 2013. Og der prognosen ble brukt for å sette en pris på de to aktuelle temperaturopsjonene. Oppgjøret fra de to temperaturopsjonene var med på å redusere tapet på elektrisitetssalget, og på den måten stabilisere kontantstrømmen. Resultatene gjør at man kan ta stilling til om man skal sikre kontantstrømmen kun mot prisrisiko eller også mot volumrisiko. Resultatene har vist at man kan redusere volumrisiko gjennom investering i standard temperaturopsjon, som er den enkleste formen for sikring. Resultatene fra den kombinerte temperatur og elektrisitetsprisopsjon viser at det er mulig å sikre kontantstrømmen mot både pris- og volumrisiko på en gang. Utfordringen knyttet til temperaturavhengige kontrakter er dårlig likviditet i markedet, spesielt på børsen. En av hovedårsakene til dette er behovet for steds-spesifikke indekser, det vil si mange fler indekser enn de som er notert på børsen i dag. Løsningen kan være å kombinere flere av de etablerte temperaturindeksene på børsen, slik at de tilsammen korrelerer med temperaturindeksen man har behov for.

Resultatet har vist at det er mulig å sikre kontantstrømmen mot volumrisiko. Det kan føre til at flere selskaper ser nytten av denne formen for sikring. Med flere deltakere i markedet øker aktivitet i temperaturderivatmarkedet, som fører til bedret likviditet. Likevel er det grunn til å stille spørsmålet om temperaturderivatmarkedet i Norge kommer til å vokse. I Norge er det muligens ikke behov for temperaturderivater for å redusere risiko, da elektrisitetspriser i et vannkraftdominert marked anses å være naturlig sikret. Det betyr at perioder med lave priser gjør opp for perioder med høye priser. Med en slik tankegang må man vurdere effektene på kontantstrømmen i et lengre perspektiv, for eksempel over en 5 års periode. Selskapet må i så fall stå finansielt støtt, for å kunne håndtere eventuelle store tap som påvirker kontantstrømmen i løpet av denne perioden.

6.4 Begrensninger

Valg av data, variabler og metode påvirker selvsagt resultatet, men det gjør også begrensningene i valgene. Tidligere ble det diskutert hvordan døgnoppløste data ga ikke-stasjonære tidsserier. Her var det behovet for å modellere den daglig gjennomsnittstemperaturen som satt standarden for tidsoppløsningen til de to andre variablene. Dette førte til at samvariasjonen mellom variablene ikke kunne undersøkes direkte, men at man måtte ta i bruk feilkorreksjonsmodellen. Som tidligere nevnt kan resultatet ha blitt påvirket av lengden på datatidsseriene, jamfør bruken av kun 9 år med temperaturdata for å modellere temperatur i forfold til 30 år. I feilkorreksjonsmodellen brukes kun 2 år med data for å undersøke samvariasjonen mellom variablene. Mest sannsynlig ville konklusjonen om samvariasjon være den samme, men i hvilken grad de samvarierte hadde nok blitt endret ved bruk av datatidsserier med flere observasjoner.

Det er også viktig å vurdere hvorvidt kvaliteten på dataene kan ha påvirket resultatene. I datatidsseriene som ble benyttet i denne oppgaven var det ingen tilfeller av manglende data. Det er heller ingen grunn til å tro at det finnes feil i dataene, da dataene kommer fra sikre kilder som meteorologisk institutt og NordPool Spot. Manglende tilgang på data kan også begrense valget av variabler og dermed valget av modell. For eksempel kunne reelle forbrukstall fra et energiselskap gi dypere innsikt i hvilken effekt temperaturopsjonene har for å redusere risiko og stabilisere kontantstrømmen. Dette kunne ha ført til et annet resultat, og mulig ført til en revurdering av dynamikken som brukes i temperaturmodellen. Antagelsen om at fluktuasjoner i forbruket påvirker fluktuasjoner i prisen er en logisk antagelse, men det kan også argumenteres for at prisene påvirker forbruket. Dette er det vanskelig å få et entydig svar på, og derfor kan det ansees at forbruk og pris til dels blir bestemt samtidig. Ved å ikke ta hensyn til dette i modellen kan det ha påvirket resultatet.

6.5 Fremtidige studier

Med usikre og ukjente effekter av klimaendringer og samfunnsutvikling⁹, er det vanskelig å se konsekvensene for et selskaps kontantstrøm. I et hvert marked med fri konkurranse er det viktig å kunne tilpasse seg, men samtidig sørge for økonomisk stabilitet i perioder med usikkerhet. Derfor er en bredere analyse av investering i temperaturderivater alene eller i kombinasjon med tradisjonelle prissikringskontrakter viktig. I den forbindelse er det interessant å videreføre CAR-modellen som temperaturmodell. Man kan for eksempel tilpasse modellen til datasett med forskjellig lengde, og deretter se på hvorvidt en av modellene gir bedre estimeringsresultat enn de andre. Og om denne modellen egner seg best som grunnlag for prissettelse av temperaturderivater.

⁹ Statnetts konseptvalgutredning anbefaler at kraftnettet i Stor-Oslo må rustes opp, dels fordi det er gammelt og dels fordi strømforbruket forventes å øke i fremtiden. Økt avhengighet av strøm, økt befolkningsvekst og flere elbiler og varmepumper ansees å være noen av hovedgrunnene, da energieffektivisering og lokal produksjon ikke ser ut til å være nok. <http://storoslo.statnett.no/nyheter/artikler/store-gevinster-oppgradere-kraftnettet-i-stor-oslo.html>

7 Konklusjon

Formålet med denne oppgaven var å undersøke om temperaturderivater kan brukes til å sikre variasjoner i kontantstrømmen ved å redusere volumrisikoen. Dette ble undersøkt ved å se nærmere på et energiselskap som kjøper og selger elektrisitet i Oslo. For å undersøke om temperaturderivatene er godt egnet var det avgjørende å finne ut hvor mye et derivat kan koste. Utfordringen var at temperaturderivatmarkedet er lite likvid. I tillegg er markedet et ikke-komplett marked som betyr at tradisjonelle teknikker for prisfastsettelse ikke kan benyttes. Men ved å ta utgangspunkt i en god temperaturprognose kan man likevel fastsette en pris. Oppgavens mål var derfor å undersøke om CAR-modellen til Benth et al. (2007) kunne tilpasses temperaturen i Oslo, slik at det kunne avgjøres om modellen kan benyttes til prisfastsettelse av temperaturderivater.

CAR-modellen er en enkel stokastisk modell for tidsdynamikken i daglig gjennomsnittstemperatur. Modellen er likevel sterk nok til å beskrive de dominerende egenskapene i temperaturtidsserien slik som trend, sesongvariasjon, autokorrelasjon og at observasjonene trekkes tilbake til gjennomsnittet. I denne oppgaven ble CAR-modellen tilpasset en 9 års tidsserie med daglige gjennomsnittstemperaturer målt ved Blindern i Oslo.

Hvorvidt temperaturen faktisk påvirker kontantstrømmen var viktig å undersøke for å avgjøre om det er riktig å benytte temperaturderivater for å redusere variasjonen i kontantstrømmen. Feilkorreksjonsmodellen bekreftet at temperatur påvirker forbruk som påvirker elektrisitetsprisen, som igjen påvirker kontantstrømmen. Riktignok blir forbruket påvirket mer direkte, større og raskere av temperaturen, enn elektrisitetsprisen blir påvirket av forbruket. Dette kan skyldes at elektrisitetsprisen er mer komplisert sammensatt, ved at flere faktorer spiller inn.

Siden CAR-modellen lot seg tilpasse temperaturen i Oslo og det ble bekreftet en samvariasjonen mellom temperatur og kontantstrøm, var det mulig å vurdere ulike temperaturderivater. Caset tok for seg et energiselskaps tre alternativ for å sikre kontantstrømmen; ingen sikring av kontantstrømmen, investering i en standard temperaturopsjon og investering i en kombinert temperatur og elektrisitetsprisopsjon («double triggered» temperaturopsjon). De ulike alternativene ble undersøkt ved å bruke temperaturen og elektrisitetspriser i Oslo i januar 2013. Undersøkelsene viste at investering i en standard opsjon eller en kombinert opsjon begge bidro til å kompensere for tapet energiselskapet pådro seg som følge av elektrisitetssalget til fastpris i perioden.

8 Referanser

- Alaton, P., Djehiche, B. & Stillberger, D. (2002). On modelling and pricing weather derivatives. *Applied Mathematical Finance*, 9 (1): 1-20.
- Benth, F. E. (2002). *Matematisk finans: innføring i opsjonsteori med stokastisk analyse*: Universitetsforlaget.
- Benth, F. E., Šaltytė Benth, J. & Koekebakker, S. (2007). Putting a Price on Temperature*. *Scandinavian Journal of Statistics*, 34 (4): 746-767.
- Benth, F. E., Šaltytė Benth, J. & Koekebakker, S. (2008). *Stochastic modelling of electricity and related markets*, b. 11: World Scientific Publishing Company Incorporated.
- Benth, F. E. & Šaltytė Benth, J. (2012). *Modeling and Pricing in Financial Markets for Weather Derivatives*, b. 17: World Scientific Publishing Company.
- Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A. J. (2011). *Investments and portfolio management*: McGraw-Hill/Irwin.
- Bye, T. (2006). Hva bestemmer kraftprisen? *Cicerone*, 4.
- Campbell, S. D. & Diebold, F. X. (2003). Weather forecasting for weather derivatives: National Bureau of Economic Research.
- Cao, M. & Wei, J. (2004). Weather derivatives valuation and market price of weather risk. *Journal of Futures Markets*, 24 (11): 1065-1089.
- Chernet, H. H., Alfredsen, K. & Killintveit, A. (2010). The impacts of climate change on a Norwegian high-head hydropower plant.
- CMEgroup. (2013). *Temperature derivatives*. Tilgjengelig fra: http://www.cmegroup.com/trading/weather/temperature/european-monthly-weather-heating_contractSpecs_futures.html (lest 19.03.2013).
- Dornier, F. & Queruel, M. (2000). Caution to the wind. *Energy & power risk management*, 13 (8): 30-32.
- Franses, P. H., Neele, J. & van Dijk, D. (2001). Modeling asymmetric volatility in weekly Dutch temperature data. *Environmental Modelling & Software*, 16 (2): 131-137.
- Førsund, F. R. (2007). *Hydropower economics*, b. 112: Springer.
- Garman, M., Blanco, C. & Erickson, R. (2000). Weather derivatives: instruments and pricing issues. *Financial Engineering Associates*.
- Jewson, S. & Caballero, R. (2003). The use of weather forecasts in the pricing of weather derivatives. *Meteorological Applications*, 10 (4): 377-389.
- Leggio, K. & Lien, D. (2002). Hedging gas bills with weather derivatives. *Journal of Economics and Finance*, 26 (1): 88-100.
- NordPool Spot. (2012). The Nordic Electricity Exchange and The Nordic Model for a Liberalized Electricity. NordPool Spot Download Centre,.
- NORKLIMA. (2013). Progressively wetter in Norway.
- Oetomo, T. & Stevenson, M. (2005). Hot or cold? A comparison of different approaches to the pricing of weather derivatives. *Journal of Emerging Market Finance*, 4 (2): 101-133.
- Olje- og energidepartementet. (2013). Energi- og vannressurser i Norge. *Fakta*, ISSN 0809-9464. 82 s.

- Papazian, G. & Skiadopoulos, G. (2010). Modeling the dynamics of temperature with a view to weather derivatives. *Social Science Research Network (SSRN)*.
- Ritter, M., Musshoff, O. & Odening, M. (2011). Meteorological forecasts and the pricing of temperature futures. *The Journal of Derivatives*, 19 (2): 45-60.
- Rosenberg, E. (2012). Energy efficiency policies and measures in Norway. Kjeller, Norway: Institute for Energy Technology,. 59 s.
- Schiller, F., Seidler, G. & Wimmer, M. (2012). Temperature models for pricing weather derivatives. *Quantitative Finance*, 12 (3): 489-500.
- Seljom, P., Rosenberg, E., Fidje, A., Haugen, J. E., Meir, M., Rekstad, J. & Jarlset, T. (2011). Modelling the effects of climate change on the energy system—A case study of Norway. *Energy Policy*, 39 (11): 7310-7321.
- SINTEF Energiforskning AS. (2007). Magasindisponering før og etter energiloven: Olje- og energidepartementet. 96 s.
- Stata Corp. (2011). *Stata base reference manual Release 12*. College Station, TX: Stata Press.
- Statnett. (2012). Klimaendringers påvirkning på norsk energi- og effektbalanse. Oslo: Statnett. 46 s.
- Svec, J. & Stevenson, M. (2007). Modelling and forecasting temperature based weather derivatives. *Global Finance Journal*, 18 (2): 185-204.
- Tol, R. S. (1996). Autoregressive conditional heteroscedasticity in daily temperature measurements. *Environmetrics*, 7 (1): 67-75.
- Weron, R. (2006). *Modeling and forecasting electricity loads and prices: A statistical approach*, b. 403: John Wiley & Sons Ltd.
- Wooldridge, J. M. (2009). *Introductory econometrics : a modern approach*. Mason, Ohio: South-Western Cengage Learning. 865 s.
- WRMA. (2013a). *Weather derivatives market grew by 20% in 2010-2011, says WRMA*. Tilgjengelig fra: <http://wrma.org/pdf/WRMA2011IndustrySurveyreleaseFINAL.pdf> (lest 17.04.2013).
- WRMA. (2013b). *weather risk management association webinar*. Tilgjengelig fra: <http://wrma.org/weather-markets-webinar.html> (lest 19.04.2013).

9 Appendiks

9.1 Appendiks A

Case. Detaljert oppgjørsberegning for de tre ulike alternativene. Ingen sikring (tabell 10), sikring ved investering i standard temperaturopsjon (tabell 11) og sikring ved investering i kombinert temperatur og elektrisitetsprisopsjon («double triggered» temperaturopsjon) (tabell 12).

Tabell 10: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet uten sikring

| | A | B | C | D | E | F |
|----|------------|-------------|----------------|-------------------------|------------------------------|-------------------|
| 1 | Periode | Effekt (MW) | Volum (Mwh) | Fastpris (salg) NOK/MWh | Variabel pris (kjøp) NOK/MWh | Resultat |
| 2 | 01.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 241,42 | 210 903 |
| 3 | 02.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,61 | 102 193 |
| 4 | 03.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 259,89 | 144 392 |
| 5 | 04.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,18 | 150 561 |
| 6 | 05.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,83 | 148 200 |
| 7 | 06.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 254,99 | 162 027 |
| 8 | 07.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 280,88 | 68 827 |
| 9 | 08.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 293,33 | 24 030 |
| 10 | 09.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 291,69 | 29 919 |
| 11 | 10.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 303,74 | -13 464 |
| 12 | 11.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 315,50 | -55 782 |
| 13 | 12.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 300,21 | -752 |
| 14 | 13.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 292,18 | 28 164 |
| 15 | 14.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 381,16 | -292 178 |
| 16 | 15.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 372,80 | -262 095 |
| 17 | 16.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 382,33 | -296 393 |
| 18 | 17.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 397,57 | -351 258 |
| 19 | 18.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 355,32 | -199 141 |
| 20 | 19.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 301,84 | -6 613 |
| 21 | 20.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 289,65 | 37 244 |
| 22 | 21.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 312,50 | -45 016 |
| 23 | 22.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 365,04 | -234 133 |
| 24 | 23.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 426,93 | -456 953 |
| 25 | 24.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 430,62 | -470 238 |
| 26 | 25.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 376,22 | -274 394 |
| 27 | 26.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,42 | 77 672 |
| 28 | 27.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,04 | 104 274 |
| 29 | 28.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 282,31 | 63 699 |
| 30 | 29.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,44 | 77 627 |
| 31 | 30.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 267,48 | 117 065 |
| 32 | 31.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 269,74 | 108 924 |
| 33 | | 150 | 111 600 | 300 | 311,67 | -1 302 690 |

Tabell 11: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet med sikring, standard temperaturopsjon

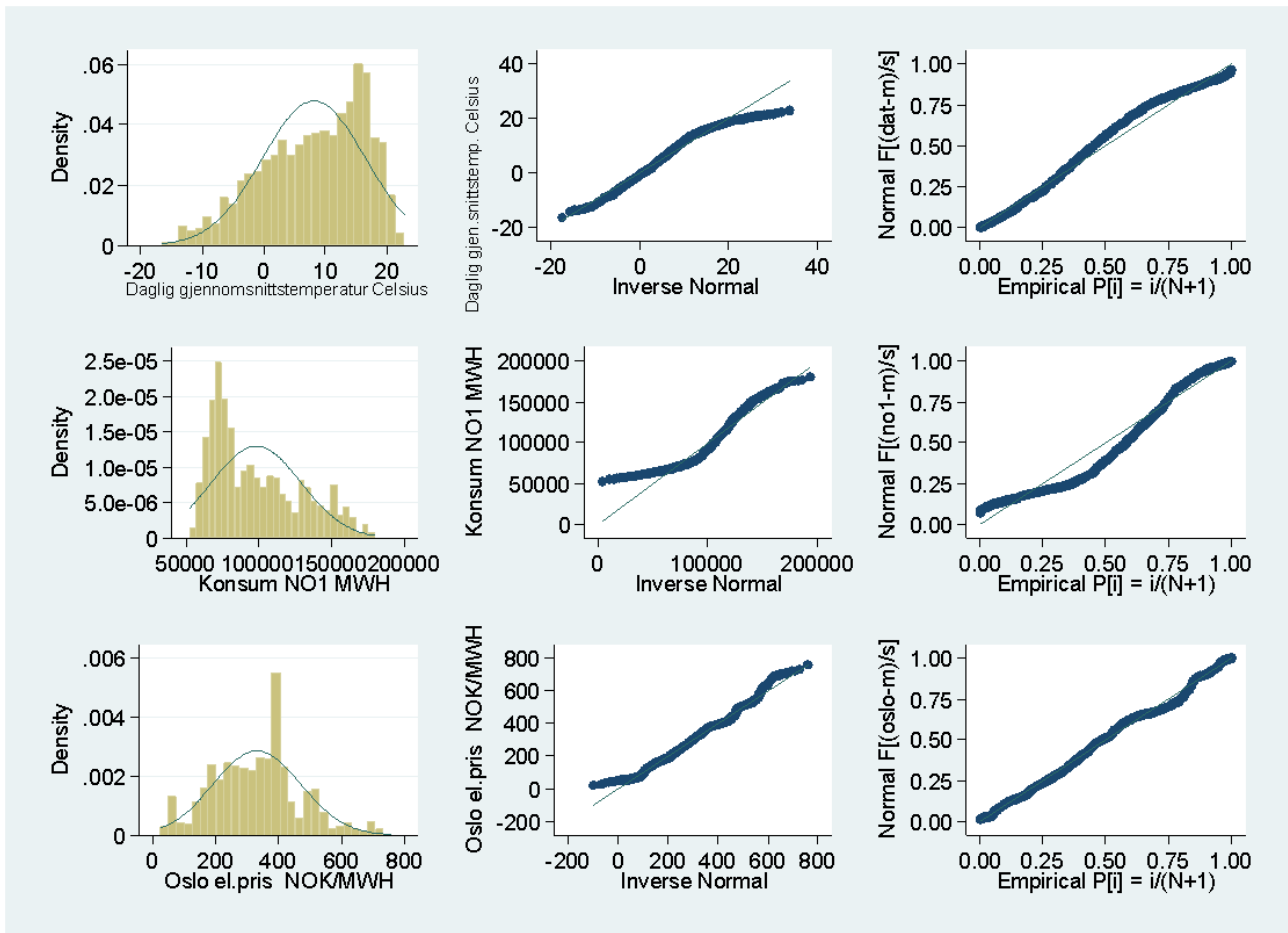
| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N |
|----|------------|-------------|-------------|-------------------------|------------------------------|------------|--------------------------------|-----------------|--------|-----------------|-----------|---------------|----------------|---------------------|
| 1 | Periode | Effekt (MW) | Volum (Mwh) | Fastpris (salg) NOK/MWh | Variabel pris (kjøp) NOK/MWh | Resultat | Temperatur gjenn.snitt Celsius | Temperaturskjel | HDD | Antall opsjoner | Pris Euro | Kurs EUR/NO K | Opsjons-premie | Oppgjør temp.opsjon |
| 2 | 01.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 241,42 | 210 903 | 1,80 | 18 | 16,40 | 10 | 20 | 7,341 | 16 129 | 24 078 |
| 3 | 02.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,61 | 102 193 | -2,20 | 18 | 20,20 | 10 | 20 | 7,318 | 16 129 | 29 563 |
| 4 | 03.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 259,89 | 144 392 | -2,35 | 18 | 20,35 | 10 | 20 | 7,292 | 16 129 | 29 676 |
| 5 | 04.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,18 | 150 561 | 1,75 | 18 | 16,25 | 10 | 20 | 7,299 | 16 129 | 23 722 |
| 6 | 05.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,83 | 148 200 | 0,35 | 18 | 17,65 | 10 | 20 | 7,299 | 16 129 | 25 765 |
| 7 | 06.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 254,99 | 162 027 | 0,25 | 18 | 17,75 | 10 | 20 | 7,299 | 16 129 | 25 911 |
| 8 | 07.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 280,88 | 68 827 | 0,10 | 18 | 17,90 | 10 | 20 | 7,306 | 16 129 | 26 155 |
| 9 | 08.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 293,33 | 24 030 | -0,50 | 18 | 18,50 | 10 | 20 | 7,326 | 16 129 | 27 104 |
| 10 | 09.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 291,89 | 29 919 | -1,15 | 18 | 19,15 | 10 | 20 | 7,325 | 16 129 | 28 055 |
| 11 | 10.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 303,74 | -13 464 | -0,65 | 18 | 18,65 | 10 | 20 | 7,298 | 16 129 | 27 222 |
| 12 | 11.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 315,50 | -55 782 | -2,85 | 18 | 20,85 | 10 | 20 | 7,349 | 16 129 | 30 645 |
| 13 | 12.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 300,21 | -752 | -7,60 | 18 | 25,60 | 10 | 20 | 7,349 | 16 129 | 37 627 |
| 14 | 13.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 292,18 | 28 164 | -12,70 | 18 | 30,70 | 10 | 20 | 7,349 | 16 129 | 45 123 |
| 15 | 14.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 381,16 | -292 178 | -12,90 | 18 | 30,90 | 10 | 20 | 7,363 | 16 129 | 45 500 |
| 16 | 15.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 372,80 | -262 095 | -9,00 | 18 | 27,00 | 10 | 20 | 7,400 | 16 129 | 39 957 |
| 17 | 16.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 382,33 | -296 393 | -9,05 | 18 | 27,05 | 10 | 20 | 7,420 | 16 129 | 40 142 |
| 18 | 17.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 397,57 | -351 258 | -6,65 | 18 | 24,65 | 10 | 20 | 7,406 | 16 129 | 36 509 |
| 19 | 18.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 355,32 | -199 141 | -7,85 | 18 | 25,85 | 10 | 20 | 7,460 | 16 129 | 38 568 |
| 20 | 19.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 301,84 | -6 613 | -13,35 | 18 | 31,35 | 10 | 20 | 7,460 | 16 129 | 46 774 |
| 21 | 20.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 289,65 | 37 244 | -6,65 | 18 | 24,65 | 10 | 20 | 7,460 | 16 129 | 36 778 |
| 22 | 21.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 312,50 | -45 016 | -5,55 | 18 | 23,55 | 10 | 20 | 7,444 | 16 129 | 35 061 |
| 23 | 22.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 365,04 | -234 133 | -11,25 | 18 | 29,25 | 10 | 20 | 7,442 | 16 129 | 43 536 |
| 24 | 23.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 426,93 | -456 953 | -12,30 | 18 | 30,30 | 10 | 20 | 7,402 | 16 129 | 44 853 |
| 25 | 24.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 430,62 | -470 238 | -8,75 | 18 | 26,75 | 10 | 20 | 7,414 | 16 129 | 39 662 |
| 26 | 25.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 376,22 | -274 394 | -11,95 | 18 | 29,95 | 10 | 20 | 7,424 | 16 129 | 44 470 |
| 27 | 26.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,42 | 77 672 | -7,10 | 18 | 25,10 | 10 | 20 | 7,424 | 16 129 | 37 268 |
| 28 | 27.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,04 | 104 274 | -4,00 | 18 | 22,00 | 10 | 20 | 7,424 | 16 129 | 32 666 |
| 29 | 28.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 282,31 | 63 699 | -1,00 | 18 | 19,00 | 10 | 20 | 7,442 | 16 129 | 28 280 |
| 30 | 29.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,44 | 77 627 | 1,10 | 18 | 16,90 | 10 | 20 | 7,411 | 16 129 | 25 049 |
| 31 | 30.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 267,48 | 117 065 | 2,40 | 18 | 15,60 | 10 | 20 | 7,435 | 16 129 | 23 197 |
| 32 | 31.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 269,74 | 108 924 | 1,90 | 18 | 16,10 | 10 | 20 | 7,435 | 16 129 | 23 941 |
| 33 | | 150 | 111 600 | 300 | 311,67 | -1 302 690 | -4,77 | 18 | 705,90 | | 20 | 7,381 | 500 000 | 1 042 859 |

Tabell 12: Oppgjør fra kjøp og salg av elektrisitet med sikring, «double triggered» temp.opsjon

| | A | B | C | D | E | F | G | O | P | Q | R | S | T | |
|----|------------|-------------|-------------|-------------------------|------------------------------|------------|--------------------------------|-----------------|-----------------|-------------|----------------|----------------|---------------------------------|-----------|
| 1 | Periode | Effekt (MW) | Volum (Mwh) | Fastpris (salg) NOK/MWh | Variabel pris (kjøp) NOK/MWh | Resultat | Temperatur gjenn.snitt Celsius | El.pris terskel | Temperaturskjel | Volum (Mwh) | Pris (NOK/MWh) | Opsjons-premie | Oppgjør temp. og el.pris opsjon | |
| 2 | 01.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 241,42 | 210 903 | 1,80 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 3 | 02.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,61 | 102 193 | -2,20 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 4 | 03.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 259,89 | 144 392 | -2,35 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 5 | 04.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,18 | 150 561 | 1,75 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 6 | 05.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 258,83 | 148 200 | 0,35 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 7 | 06.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 254,99 | 162 027 | 0,25 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 8 | 07.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 280,88 | 68 827 | 0,10 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 9 | 08.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 293,33 | 24 030 | -0,50 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 10 | 09.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 291,89 | 29 919 | -1,15 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 11 | 10.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 303,74 | -13 464 | -0,65 | 300 | | -7 | 0 | 300 | 64 516 | 0 |
| 12 | 11.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 315,50 | -55 782 | -2,85 | 300 | | -7 | 0 | 300 | 64 516 | 0 |
| 13 | 12.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 300,21 | -752 | -7,60 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 14 | 13.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 292,18 | 28 164 | -12,70 | 300 | | -7 | 1200 | 0 | 64 516 | 0 |
| 15 | 14.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 381,16 | -292 178 | -12,90 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 16 | 15.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 372,80 | -262 095 | -9,00 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 17 | 16.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 382,33 | -296 393 | -9,05 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 18 | 17.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 397,57 | -351 258 | -6,65 | 300 | | -7 | 0 | 300 | 64 516 | 0 |
| 19 | 18.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 355,32 | -199 141 | -7,85 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 20 | 19.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 301,84 | -6 613 | -13,35 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 21 | 20.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 289,65 | 37 244 | -6,65 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 22 | 21.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 312,50 | -45 016 | -5,55 | 300 | | -7 | 0 | 300 | 64 516 | 0 |
| 23 | 22.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 365,04 | -234 133 | -11,25 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 24 | 23.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 426,93 | -456 953 | -12,30 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 25 | 24.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 430,62 | -470 238 | -8,75 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 26 | 25.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 376,22 | -274 394 | -11,95 | 300 | | -7 | 1200 | 300 | 64 516 | 360 000 |
| 27 | 26.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,42 | 77 672 | -7,10 | 300 | | -7 | 1200 | 0 | 64 516 | 0 |
| 28 | 27.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 271,04 | 104 274 | -4,00 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 29 | 28.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 282,31 | 63 699 | -1,00 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 30 | 29.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 278,44 | 77 627 | 1,10 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 31 | 30.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 267,48 | 117 065 | 2,40 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 32 | 31.01.2013 | 150 | 3 600 | 300 | 269,74 | 108 924 | 1,90 | 300 | | -7 | 0 | 0 | 64 516 | 0 |
| 33 | | 150 | 111 600 | 300 | 311,67 | -1 302 690 | -4,77 | 300 | | -7 | 14 400 | 135 | 2 000 000 | 3 600 000 |

9.2 Appendiks B

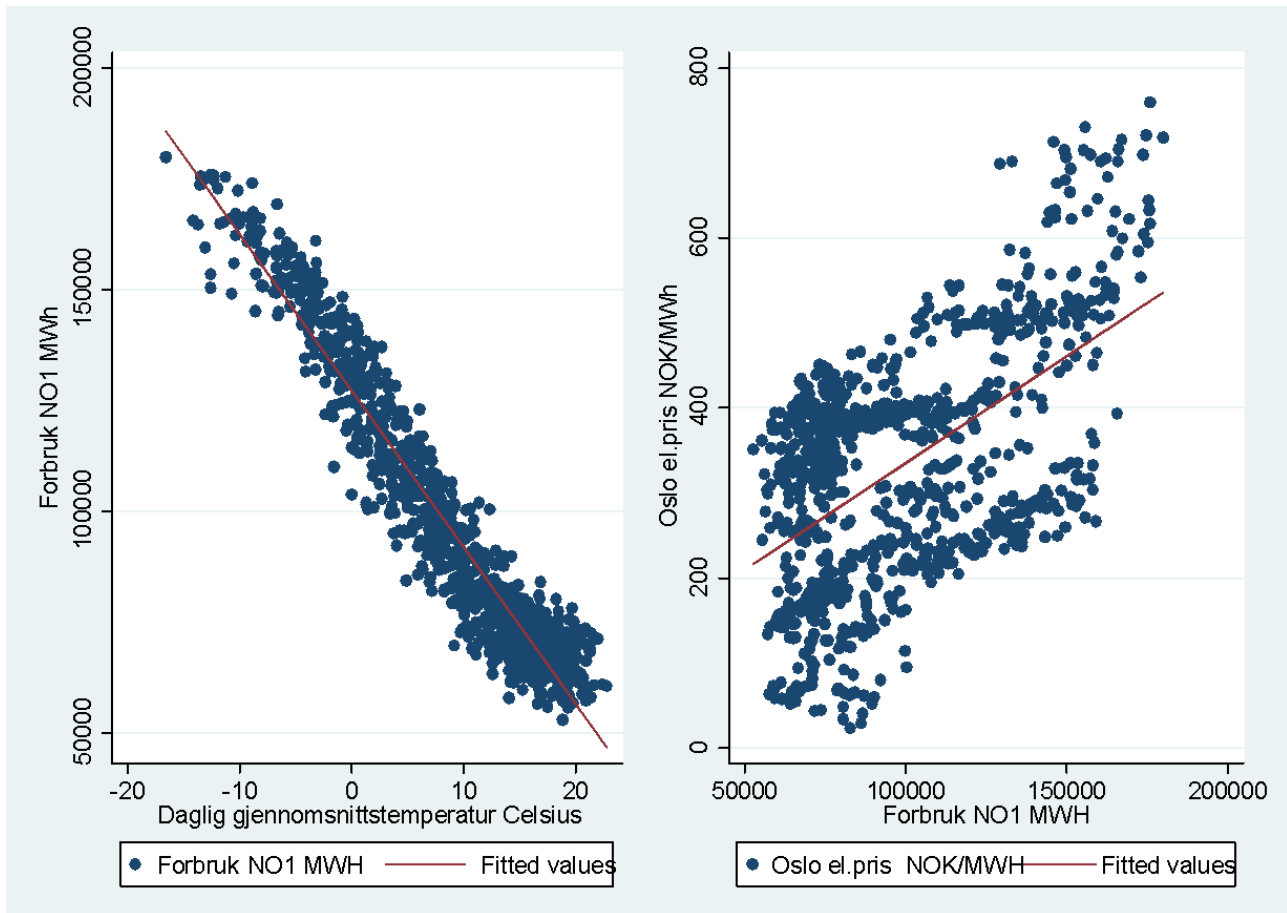
For å avgjøre om tidsseriene er normalfordelt undersøkes histogram, p-plot og q-plot av temperatur, forbruk og elektrisitetspris.



Figur 16: Fra venstre til høyre vises histogram, q-plot og p-plot for temperatur, forbruk og elektrisitetspris (fra øverst til nederst)

9.3 Appendiks C

Bruk av korrelasjon som et mål på samvariasjon forutsetter at det er en lineær sammenheng mellom to variabler. Hvis det ikke er en lineær sammenheng, vil korrelasjonsverdien være misvisende. Den lineære sammenhengen kan undersøkes ved å lage en grafisk fremstilling av de to variablene (Weiron 2013). Figur 17 viser at det er en lineær sammenheng mellom forbruk og temperatur og mellom forbruk og elektrisitetspris. Det betyr at korrelasjonsverdien er en god indikator, selv om det er mulig å skimte en mulig eksponentiell sammenheng mellom pris og forbruk.



Figur 17: Lineær sammenheng mellom forbruk og temperatur (venstre) og mellom pris og forbruk (høyre)