

Analyse av kraftpriser

HOVEDOPPGAVE

for

Ingrid Ørbeck Vallevik

Sandra Marie Øyan

Trondheim, Juni 2004



NORGES TEKNISK- NATURVITENSKAPELIGE UNIVERSITET
INSTITUTT FOR INDUSTRIELL ØKONOMI OG TEKNOLOGILEDELSE

FORORD

Denne rapporten er utarbeidet våren 2004 og er den avsluttende hovedoppgaven i sivilingeniørstudiet ved Institutt for industriell økonomi og teknologiledelse ved NTNU. Oppgavens tema er innenfor fagområdet investering, finans og økonomistyring.

Vi vil gjerne rette en stor takk til Lars Harald Vik ved SINTEF og Gunnar Aronsen ved TrønderEnergi for gode innspill og råd. Vi vil også takke vår veileder Stein-Erik Fleten for tett oppfølging og mange interessante innspill underveis.

Trondheim, 10. juni 2004

Ingrid Ørbeck Vallevik

Sandra Marie Øyan

SAMMENDRAG

Formålet med denne oppgaven har vært å konstruere og teste modeller basert på fundamentalinformasjon for spot- og kontraktspriser i det nordiske kraftmarkedet. Dette markedet er i stor grad vannkraftbasert og prisene er avhengig av den hydrologiske situasjonen i systemet. For å utvikle prismodeller har vi har benyttet data om de hydrologiske forholdene, værvarsler, faktiske værforhold og prisen på en alternativ energikilde, kull. Analyseperioden går fra 11. januar 2001 til 31. desember 2003.

I oppgaven har vi fokusert på to tidsperspektiv. For kontraktsprisene har vi laget modeller som predikerer åpningsprisene rett før markedet åpner og andre modeller for prediksjon av stengeprisen en uke frem i tid. For spoten predikeres pris for neste dag før innmelding til elspot klokken tolv og for en uke frem i tid. Det ble forsøkt å teste modellene på lengre tidsperioder og å konstruere egne modeller for lengre tidsperspektiv uten at dette gav tilfredsstillende resultater.

Vi har konstruert modeller for spot og sesong- og ukekontrakter. Ved analyse av prisrekkene ble det funnet at disse hadde enhetsrøtter. Det ble derfor tatt med lag, siste kjente pris, i modellene. Bruk av lag førte også til at alle modellene har en høy forklaringsgrad. Dette kommer av at siste kjente pris er en god prediksjon på neste pris. I flere av modellene blir resultatet at prediksjonen i en tidsenhet er svært lik den sist observerte prisen.

Modellene som presenteres i denne oppgaven viser at fundamentalinformasjon som værforhold og hydrologisk situasjon har betydning for prisutviklingen i det nordiske kraftmarkedet. Tester av modellene på ulike deler av tidsserien kan tyde på at fundamentalinformasjon har større innvirkning på prisene i situasjoner hvor forholdet mellom kapasitet og etterspørsel er eller oppleves som presset. Det er likevel ikke entydig hvilke faktorer som har størst innvirkning og det vil være nødvendig med videre undersøkelser på området for å kunne trekke klare konklusjoner.

INNHOLDSFORTEGNELSE

1.	INNLEDNING.....	3
2.	SÆRTREKK VED ENERGIPRISER.....	4
2.1.	Lagringsmulighet.....	4
2.2.	Sesongvariasjoner.....	4
2.3.	Mean-reversion.....	5
2.4.	Volatilitet.....	5
2.5.	Ekstrempriser.....	5
2.6.	Forwardpriser.....	5
3.	INFORMASJONSFLYT I MARKEDET.....	6
3.1.	Effisiens.....	6
3.2.	Aktørenes tilgang på informasjon.....	6
4.	BESKRIVELSE AV DATA.....	8
4.1.	Spotprisen.....	8
4.1.1.	Enhetsrot.....	9
4.1.2.	Volatilitet.....	9
4.1.3.	Sesongforskjeller.....	9
4.2.	Kontraktpriser.....	10
4.2.1.	Sesongkontrakter.....	11
4.2.2.	Ukekontrakter.....	12
4.3.	Værdata.....	14
4.3.1.	Værmelding.....	14
4.3.2.	Modeller for rådata.....	14
4.3.3.	Konvertering av rådata til varsel.....	14
4.3.4.	Hendelsesforløp.....	15
4.3.5.	Værvarselets påvirkning på kraftprisene.....	15
4.3.6.	Værdata.....	15
4.4.	Hydrologisk balanse og magasinutfylling.....	17
5.	INTRODUKSJON TIL MODELLENE.....	18
6.	SPOTPRIS.....	19
6.1.	Ukenivå.....	19
6.1.1.	Modell for spot.....	19
6.1.2.	Modell for $\ln(\text{spot})$	21
6.1.3.	P_E -testen.....	23
6.1.4.	Out of sample.....	24
6.1.5.	Ramsey RESET-test.....	25
6.2.	Dagsnivå.....	25
6.2.1.	Modell for spot.....	25
6.2.2.	Out of sample for spot.....	27
6.2.3.	Modell for $\ln(\text{spot})$	28
6.2.4.	Out of sample for $\ln(\text{spot})$	30
6.2.5.	Sammenligning av modellene på dagsnivå.....	30
6.2.6.	Ramsey RESET-test.....	30
7.	SESONGKONTRAKTER.....	32
7.1.	Ukenivå.....	32
7.1.1.	Modell for forwardpris.....	33
7.1.2.	Out of sample.....	34
7.1.3.	Ramsey RESET-test.....	35
7.1.4.	Modell for $\ln(\text{forwardpris})$	35
7.2.	Dagsnivå.....	35
7.2.1.	Modell for åpningspris på forwardkontrakt.....	35
7.2.2.	Modell for $\ln(\text{åpningspris på forwardkontrakt})$	37
7.2.3.	Sammenlikning av modellene på dagsnivå.....	39

7.2.4.	Out of sample	39
7.2.5.	Ramsey RESET-test.....	40
8.	UKEKONTRAKTER	41
8.1.	Ukenivå	41
8.1.1.	Modell for futurepris	41
8.1.2.	Out of sample for futurepris	43
8.1.3.	Modell for Ln(futurepris)	43
8.1.4.	Out of sample for Ln(futurepris)	44
8.1.5.	Ramsey RESET-test.....	44
8.1.6.	Sammenligning av modellene på ukenivå	45
8.2.	Dagsnivå	45
8.2.1.	Modell for åpningspris på futurekontrakt	45
8.2.2.	Modell for Ln(åpningspris på futurekontrakt)	47
8.2.3.	P_E -testen.....	48
8.2.4.	Out of sample	48
8.2.5.	Ramsey REST-test.....	49
9.	DISKUSJON.....	50
9.1.	Bruk av lag – spuriøse resultater	50
9.2.	Modellenes resultater	50
9.3.	Ekstrempriser og endring i prisnivå	52
9.4.	Modellenes stabilitet	52
9.5.	Praktisk tolkning av modellene	54
9.5.1.	Dagsnivå	55
9.5.2.	Ukenivå	55
9.6.	Mulige videreføringer av modellene	55
10.	KONKLUSJON.....	57
11.	REFERANSELISTE.....	58
	Vedlegg A : STATISTIKK – BEGREP OG TESTER.....	60
A.1	Autokorrelasjon	60
A.2	F-test.....	60
A.3	AIC.....	60
A.4	Heteroskedastisitet.....	61
A.5	GARCH.....	61
A.6	Chow-test.....	61
A.7	ADF.....	62
	Vedlegg B : OPPBYGGING AV MODELLENE.....	63
	Vedlegg C : ANALYSE AV FEILLEDD	65
	Vedlegg D : OUT OF SAMPLE	68
	Vedlegg E : FORKASTEDE MODELLER, SPOTPRIS.....	70
E.1	Ukenivå	70
E.2	Dagsnivå	71
	Vedlegg F : FORKASTEDE MODELLER, SESONGKONTRAKTER.....	73
F.1	Ukenivå	73
F.2	Dagsnivå	74
	Vedlegg G : FORKASTEDE MODELLER, UKEKONTRAKTER.....	76
G.1	Ukenivå	76
G.2	Dagsnivå	77
	Vedlegg H : KULLPRIS	79

1. INNLEDNING

I det nordiske kraftforsyningssystemet er 55 % av elektrisitetsproduksjonen vannkraftbasert [Nord Pool, 2004]. Dette medfører at været og den hydrologiske tilstanden i systemet vil være påvirkningsfaktorer for prisen på spot og finansielle kontrakter. I denne hovedoppgaven tar vi utgangspunkt i fundamentalinformasjon for å konstruere og teste prediksjonsmodeller for spotprisen og utvalgte kontrakter. En prediksjonsmodell har til hensikt å gi en best mulig prediksjon av den avhengige variabelen. En god modell gir presise prediksjoner og inneholder kun variable som bidrar til å øke forklaringsgraden.

Det finnes en rekke angrepsmåter for analyse av kraftpriser. Johnsen (2001) foreslår en modell hvor han simultant beregner ukentlig etterspørsel og neste dags pris. Modellen gjør bruk av informasjon om de hydrologiske forholdene, lengde på dagen og behov for oppvarming. Det finnes også mer omfattende modeller som beregner tilbud, etterspørsel og pris. Et eksempel på en slik modell er Samkjøringsmodellen. For beregninger med typen modeller som er brukt i Samkjøringsmodellen er man avhengig av store mengder detaljert informasjon om systemet og forventningene fremover. En annen gruppe modeller er finansielle derivatpriseringsmodeller og baserer seg på stokastiske differensialligninger for å beskrive prisutviklingen. Denne tilnærmingen er benyttet på ulike måter av blant andre Lucia og Schwartz (2002) og Bjerksund, Rasmussen og Stensland (2000). Modeller av denne typen har vist seg å fungere godt i et deregulert marked. Det er også de som utforsker muligheten av å bruke neurale nettverk for prisprediksjon i kraftmarkedet.

I denne oppgaven har vi valgt å benytte en regresjonsmodell. Denne tilnærmingen ble valgt med bakgrunn i at modellene skulle baseres på fundamentalinformasjon og at de skulle være enkle å forstå og implementere. Vi har forventninger til hvordan fundamentalinformasjonen som benyttes i modellene vil påvirke prisen. I prinsippet vil vi forvente at faktorer som bidrar til en økning av tilgjengelig vannressurs vil medføre en reduksjon av prisene. For eksempel vil en positiv hydrobalanse, høye temperaturer og mye nedbør, både i seg selv og i forhold til normalnivået, forventes være med på å redusere prisene. I tillegg vil temperaturer som er høye eller over normalnivået forventes å bidra til lavere priser, da høye temperaturer medfører redusert forbruk og økt snøsmelting. Vi vil også forvente å kunne observere sesongsvingninger i prisene.

Vi vil i de første kapitlene i denne oppgaven gjøre rede for spesielle trekk ved energiprisene og informasjonsflyt i markedet. Deretter vil vi gi en presentasjon av hvilke prisdata og fundamentalinformasjon som er benyttet før vi presenterer modellene som er utarbeidet. Resultatene vil diskuteres i et siste kapittel før trådene samles i konklusjonen.

2. SÆRTREKK VED ENERGIPRISER

I dette kapittelet vil vi peke på noen av forholdene som påvirker prisene på Nord Pool og vise til karakteristiske trekk som er funnet gjennom grundige undersøkelser. Dette fordi karakteristikkene gir en bakgrunn for å forstå hvordan prisene utvikler seg.

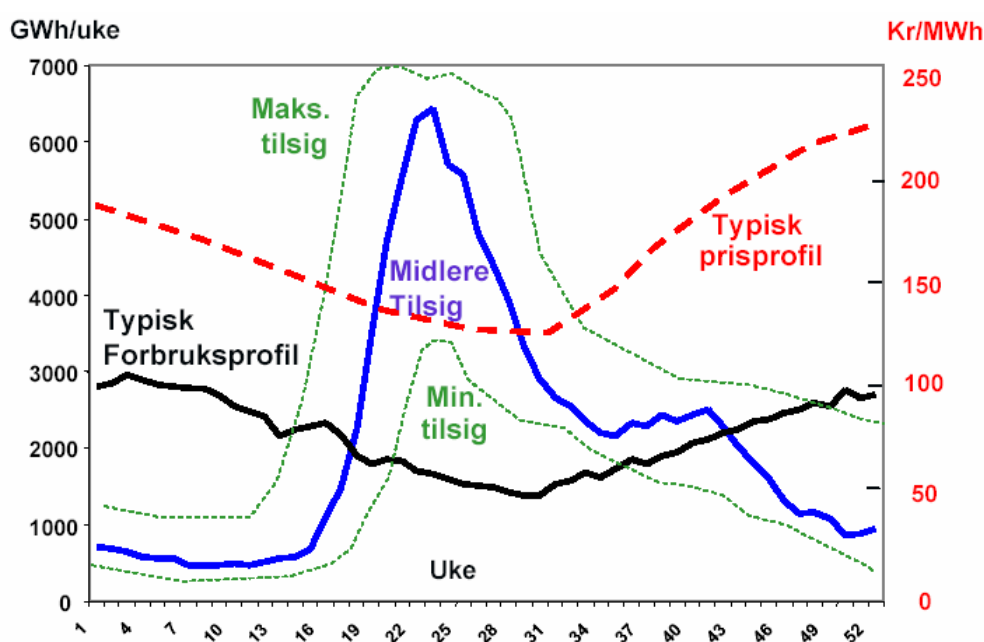
2.1. Lagringsmulighet

Elektrisitet er et produkt som ikke kan lagres, produksjon og forbruk skjer samtidig. Det er også betydelige begrensninger i mulighetene for transport av elektrisitet fra et område til et annet. For forbruket vil samtidighet med produksjon og overføringsbegrensninger bety at arbitrasjemuligheten vil være tilnærmet lik null [Lucia og Schwartz, 2002].

I et vannkraftbasert system, som det nordiske markedet, kan produsentene lagre elektrisitet indirekte i vannmagasinene, mens sluttbrukerne står uten lagringsmuligheter [Gjølberg og Johnsen, 2001]. Produsentene står likevel overfor problemet om hvordan de best skal disponere den lagningskapasiteten de har tilgjengelig i forhold til etterspørselen i markedet. En utfordring er at forbruket og tilsiget svinger i utakt over året. Denne utfordringen møtes ved å tære på magasinene i perioder med lite tilsig og høy etterspørsel.

2.2. Sesongvariasjoner

Forbruket av elektrisitet i Norden er preget av sesongvariasjoner over året, der forbruket er klart størst på vinterhalvåret grunnet stort innslag av elektrisk oppvarming. Tilsiget til vannmagasinene vil også være sesongavhengig med en topp på sensommeren/høsten og lite om vinteren. Kombinasjonen av høyt forbruk og lavt tilsig om vinteren og tilsvarende lavt forbruk og høyt tilsig om sommeren fører til sesongvariasjoner i elektrisitetsprisene.



Figur 2.1: Sesongvariasjoner i tilsig og forbruk [Statkraft]

2.3. Mean-reversion

I *Energy Risk* (1998) forsvarer Pilipovic mean-reversion som den best egnede metoden for å modellere energipriser. Denne påstanden finner støtte i flere publiserte artikler om energipriser. Mean-reversion betyr at man vil ha svingninger på kort sikt, men på lang sikt vil prisen dras mot en likevekt. Dette begrunnes med at ved høye priser vil produsenter med høye kostnader entre markedet og prisen vil presses ned igjen. Man vil få tilsvarende effekt ved lave priser; produsentene med de høyeste kostnadene vil gå ut av markedet og prisene vil øke.

2.4. Volatilitet

Endringen i energiprisene er stokastiske og volatiliteten angir styrken/størrelsen på disse endringene. Ofte modelleres volatiliteten som konstant, selv om den i seg selv kan være volatil og bør modelleres som en kombinasjon av tidsvarierende og stokastiske ledd [Pilipovic, 1998].

Energimarkedet karakteriseres av høy volatilitet i spotprisen. Lucia og Schwartz (2002) finner et årlig snitt på 189 % for perioden 1993 til 1999. Forwardprisen viser en signifikant nedgang i volatilitet for kontrakter med lengre tid til innløsning. Disse egenskapene til energiprisene kan forklares av begrensninger i lagringskapasitet [Pilipovic, 1998].

2.5. Ekstrempriser

Ekstrempriser opptrer relativt hyppig i energimarkedet. Lucia og Schwartz (2002) finner en kurtosis på 3,5 for elspot i perioden 1993 til 1999, mens en normalfordeling ville tatt en verdi på 3. Dette indikerer en høyere sannsynlighet for ekstrempriser i energimarkedet enn normalfordelingen tilsier. Den samme undersøkelsen viser en positiv skewness (forskyvning/skjevhet), noe som betyr at sannsynligheten for høye ekstrempriser er større enn sannsynligheten for lave.

2.6. Forwardpriser

Som nevnt i tidligere kapittel har elektrisitet den karakteristikken at den har minimal lagringskapasitet. Dette fører til at arbitrasjepriinsippet som ligger til grunn for forwardprisingen i kapitalmarkedet ikke kan benyttes her. Forwardprisen blir i stedet et resultat av etterspørsel etter hedging og spekulasjon. Hedging er produsentenes og storforbrukernes markedsaktivitet for å sikre seg mot store prisendringer i markedet. Spekulanter går inn på begge sider avhengig av hvilken vei de forventer at prisen skal gå og deres evne/vilje til å påta seg risiko [Fleten og Lemming, 2003].

3. INFORMASJONSFLYT I MARKEDET

I kraftmarkedet, som i andre markeder, er tilgangen på informasjon viktig for de deltagende parter. Dette kapittelet tar sikte på å gi en kort beskrivelse av effisiens og informasjonstilgang i markedet.

3.1. Effisiens

Et marked sies å være effisient dersom prisene reflekterer all tilgjengelig informasjon. Denne definisjonen er for generell til at den kan empirisk testes, derfor delte Eugene Fama i 1970 opp markedseffisiens i tre former for å lettere kunne teste denne:

Svak - All historisk prisinformasjon er inkludert i prisene

Middels - All offentlig tilgjengelig informasjon er inkludert i prisene (inkluderer også svak form)

Sterk - All informasjon (også privat / innside) er inkludert i prisene (inkluderer også svak og middels sterk form)

Fama setter videre opp tre kriterier som er tilstrekkelige for at man skal ha et effisient kapitalmarked; ingen transaksjonskostnader ved handel av verdipapir, all informasjon er kostnadsfri og tilgjengelig for alle markedsaktørene, og alle aktørene er enig i hvordan informasjonen påvirker spotprisene og futureprisene for verdipapirer. Det er klart at et marked beskrevet av de tre kriteriene ikke eksisterer i praksis. De tre kriteriene er *tilstrekkelige*, men ikke *nødvendige* for å ha et effisient marked.

I sin artikkel fra 2001 fremhever Gjørberg og Johnsen karakteristikker ved futureprisene på Nord Pool som støtter hypotesen om at det er et *ikke-effisient* marked. Likevel påpeker de at det er vanskelig å si noe sikkert om dette og at det kan være andre forklaringer på deres resultater. De kan kanskje forklares med at det eksisterer markedsrett eller at markedet fortsatt er så ungt at det ikke gjenkjenner når prisene er utenfor rasjonelle grenser. En annen mulighet som nevnes i artikkelen er at modellene for vannverdier som benyttes av de store produsentene, er utarbeidet i en tid da det ikke eksisterte et futuremarked og dermed kan de estimerte vannverdiene få en annen verdi enn markedsverdien. Konklusjonen de trekker er at det må gjøres videre undersøkelser før det kan sies noe sikkert om markedseffisiensen på Nord Pool.

3.2. Aktørenes tilgang på informasjon

En kan generelt anta at det koster penger å skaffe til veie informasjon for bruk i markedet. For eksempel vil det være en kostnad knyttet til det å anskaffe værvarslingsdata. Likevel kan man regne med at de aktørene som er tilstede på Nord Pool er av en slik størrelse at de har rimelig god oversikt over den informasjonen som har betydning for markedsprisene og hvor de kan få tak i den. Dette kan være historiske priser, værvarsling, kullpriser, hydrobalansen, inn- og utkoblinger av linjer osv.

I det nordiske kraftmarkedet vil det likevel være slik at noen aktører er større enn andre. Disse har gjerne flere ressurser og større kapasitet til rådighet og kan dermed klare å samle inn og behandle mer informasjon enn andre aktører, noe som kan gi dem et fortrinn i markedet. En kan også se muligheten av at noen aktører med mange og store vannmagasin har en fordel da de kan ha bedre informasjon om tilstanden i egne reguleringsområder. Sammenlignet med andre har de da bedre informasjon om en større del av ressursene i systemet.

Aktører på Nord Pool har meldeplikt om det skulle skje store endringer i den fysiske delen av markedet. Man vil kontrollere at meldeplikten overholdes ved å sjekke om den som melder fra om endringer med stor innvirkning på kontraktsprisene har inntatt gunstige posisjoner i tidsrommet rett før resten av markedet ble informert [Nord Pool, 2004].

Selv med lik tilgang på informasjon, er det ikke gitt at aktørene vil ha samme oppfatning av hvordan denne påvirker prisene. Ulike aktører kan ha ulik mening om hvilke faktorer som vil ha størst innvirkning på prisen. Man skal også være klar over at aktørene i markedet har ulik holdning til risiko og dermed vil oppføre seg forskjellig selv om man i utgangspunktet sitter med den samme informasjonen.

I denne oppgaven benytter vi historisk informasjon om priser, vær og systemtilstand og vi må anta at dette er informasjon de andre aktørene også har tilgjengelig. Muligheten til å tjene penger vil ligge i å benytte informasjonen bedre og dermed få riktigere og sikrere modeller for prisene enn konkurrentene.

Tradere sitter med modeller for hvordan prisene vil utvikle seg, men de sitter også tett opp til markedet og har erfaring og intuisjon om hvordan markedet reagerer på ulike situasjoner. Dette er viktig da ikke all informasjon kan fanges opp av en modell. Rykter om mulige faktorer som kan påvirke prisen kan være nok til at aktører drar hverandre med i en slags dominoeffekt.

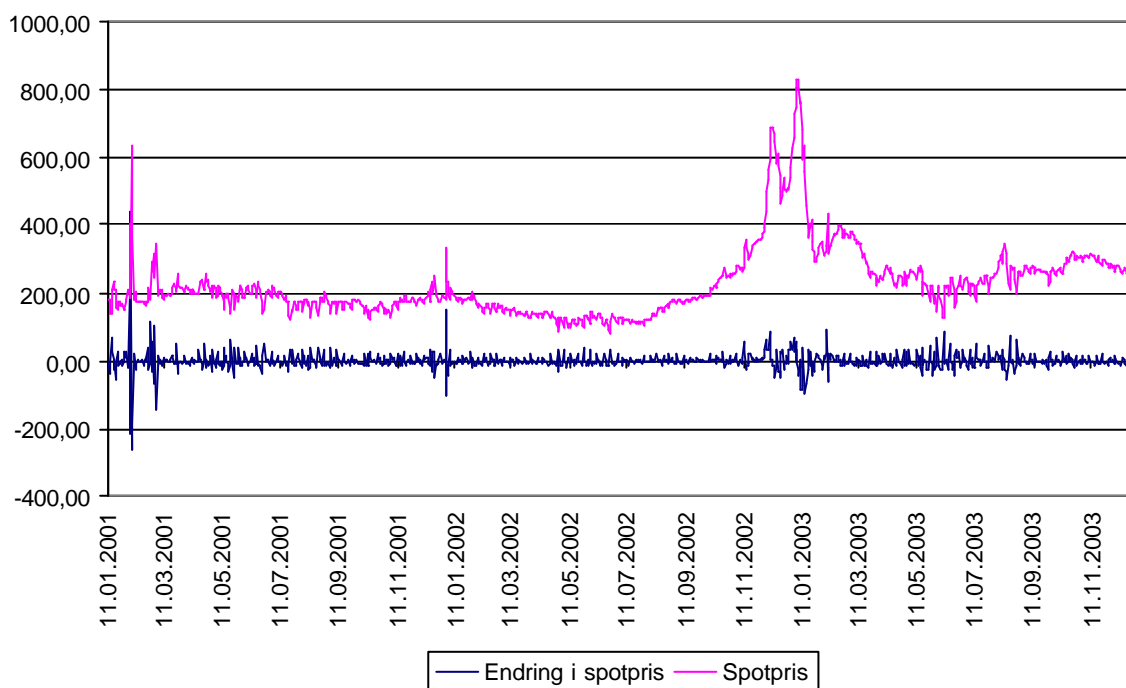
4. BESKRIVELSE AV DATA

Kraftprisene som brukes i denne oppgaven er systemprisen og terminpriser fra den nordiske kraftbørsen Nord Pool. Analyseperioden strekker seg fra 11.1.2001 til 31.12.2003. For samme periode har vi samlet data for nedbør, temperatur, magasinifylling og den hydrologiske balansen for Nord Pool-området. Bakgrunnen for valget av denne analyseperioden er at de dataene vi har for nedbørsenergi beregnes på ulik måte før og etter 11. januar 2001.

4.1. Spotprisen

På Nord Pool settes det spotpris (også kalt systempris) for hver time av døgnet. Den spotprisen som benyttes i denne oppgaven er et aritmetisk gjennomsnitt av spotprisene innen et døgn. Det er også denne gjennomsnittsprisen man bruker når man skal gjøre opp terminkontrakter.

Figur 4.1 viser utviklingen av systemprisen og endring fra dag til dag over perioden.



Figur 4.1: Utvikling i spotpris og endring i spotpris over perioden 11.1.2001 til 31.12.2003

Første uken i februar 2001 var svært kald og man fikk ett til da rekordhøyt forbruk i Nord Pool-området. Dette førte til denne høye spotprisen 5. februar 2001. For timen 08-09 denne dagen lå spotprisen på 1.952 NOK/MWh.

Sensommeren og høsten 2002 var svært tørr for hele Norden. Normalt forventer man mye nedbør som vil fylle opp magasinene i løpet av høsten, men dette skjedde ikke. I tillegg fikk man en tidlig og kald vinter og i løpet av vinteren 2002/2003 fikk man høyere spotpriser enn

man tidligere hadde sett på Nord Pool. Spotprisen har siden gått ned, men ligger fortsatt noe over prisnivået før høsten 2002.

Tabell 4.1 viser en deskriptiv statistikk for spotprisen.

Gjennomsnitt	226,78 NOK/MWh
Standardavvik	105,92 NOK/MWh
Kurtosis	8,49
Skewness	2,46
Minimum	80,65 NOK/MWh
Maksimum	831,41 NOK/MWh
Median	198,90 NOK/MWh
Antall	1085

Tabell 4.1: Deskriptiv statistikk for spotprisen

Lucia og Schwartz finner i sin artikkel fra 2001 et standardavvik på 66,4 NOK/MWh for perioden 1993 til 1999. Våre data fra 2001 til 2003 gir et høyere standardavvik, på 105,9 NOK/MWh.

Av kurtosis og skewness i tabellen kan vi se at spotprisen ikke er normalfordelt, men har større sannsynlighet for positive ekstremverdier.

4.1.1. Enhetsrot

Ved å benytte Augmented Dickey-Fuller test (ADF) med 5 % signifikansnivå på systemprisrekken finner vi at denne følger en I(1) prosess. En beskrivelse av testen ligger i vedlegg A.7. Ole Gjølberg finner i et diskusjonsnotat fra NLH samme resultat for priser i perioden fra 1993 til 1999. Dette virker fornuftig da det er sannsynlig at prisnivået for gårsdagen vil fortelle noe om systemprisen i dag.

4.1.2. Volatilitet

I sin artikkel fra 2002 finner Lucia og Schwartz et standardavvik for endringer i den daglige log-prisen på 0,099 i perioden 1. januar 1993 til 31. desember 1999. Dette tilsvarer en årlig volatilitet på 189 %, utregnet ved $0,099 \cdot (365)^{0.5} = 189\%$

Vi får et standardavvik på 0,104 for perioden 11. januar 2001 til 31. desember 2003. Annualisert volatiliteten blir da 199 %.

4.1.3. Sesongforskjeller

Man kan dele året opp i en varm sesong og en kald sesong og den deskriptive statistikken for spotprisen vil være forskjellig for de to periodene. Bakgrunnen for vår oppdeling er

gjennomsnittstemperatur for årets ulike måneder. Vi definerer den varme sesongen til å omfatte mai til og med september. Dette sammenfaller også med det som defineres som sommer for Nord Pools sesongkontrakter. Tabell 4.2 viser deskriptiv statistikk for spotprisen for de ulike sesongene. I tillegg til varm og kald sesong har vi sett på den kalde sesongen uten data fra perioden desember 2002 og januar 2003. 48 av de 50 høyeste spotprisene observert på Nord Pool ligger i denne perioden, årsaken til ekstrempriene i denne periodene er beskrevet over. Resultatet av å fjerne desember og januar var en markert nedgang i gjennomsnittlig spotpris, og også en betydelig reduksjon av standardavviket for den kalde sesongen.

	Varm sesong	Kald sesong (hele datasettet)	Kald sesong (des02/jan03 utelatt)
Gjennomsnitt	186,67	256,19	225,92
Standardavvik	52,24	124,15	72,05
Kurtosis	-0,52	5,16	1,02
Skewness	0,30	2,06	0,86
Minimum	80,65	98,36	98,36
Maksimum	343,25	831,41 (06.01.2003)	633,36 (05.02.2001)
Antall observasjoner	459	626	565

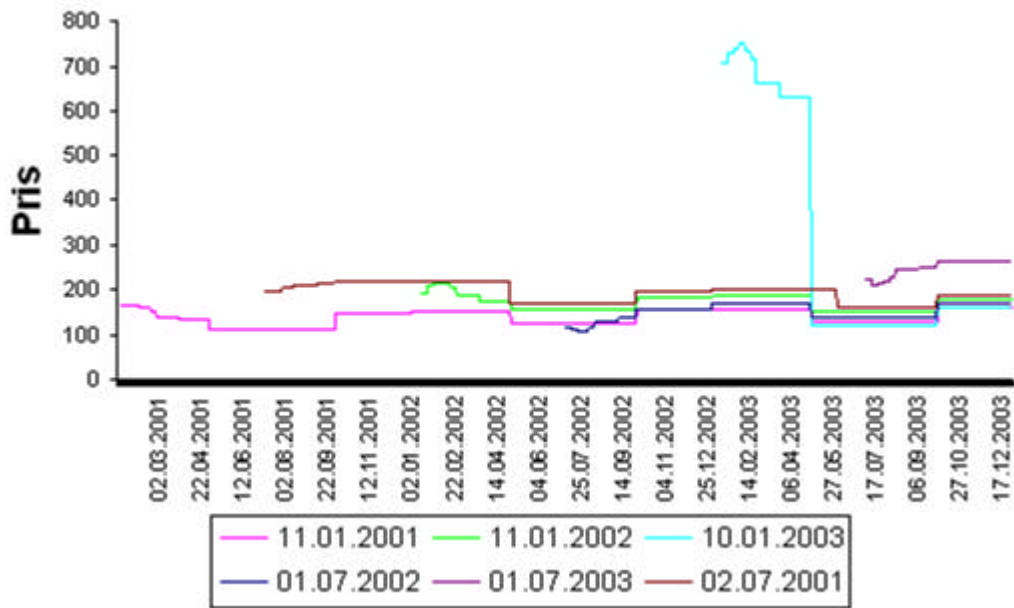
Tabell 4.2: Deskriptiv statistikk for varm og kald sesong

4.2. Kontraktpriser

I dette kapitlet skal vi gi en beskrivelse av kontraktprisene på Nord Pool for analyseperioden, noe som gir 737 handledager. Vi skal se på sesong- og ukekontrakter. Prisene som oppgis er åpne- og stengepriser fra Nord Pool.

Figur 4.2 gir et bilde på terminstrukturen på kontraktene. Grafen viser kontraktprisene for uke-, blokk- og sesongkontrakter for datoene angitt i det innrammede feltet i figuren. Figuren tyder på at kontraktprisene, som spotprisen, har sesongsvingninger, prisen ligger lavere for sommersesongen enn for vintersesongen.

Når en står i januar 2003 og ser på prisene for uke- og blokkkontraktene for den kommende vinterperioden, ser en at disse ligger svært høyt. Dette sammenfaller med den perioden med høye spotpriser, beskrevet i delkapittel 4.1. Terminstrukturen kan tyde på at aktørene i markedet var bekymret for om man hadde nok vannressurser til å dekke behovet denne vinteren, men at man regnet problemet til å være begrenset til vinterperioden. For sommerkontrakten som følger etter vinteren 2003 ser en at denne ligger rundt samme nivå som prisene sett fra tidligere tidspunkt (jfr. de andre grafene).



Figur 4.2: Terminstruktur

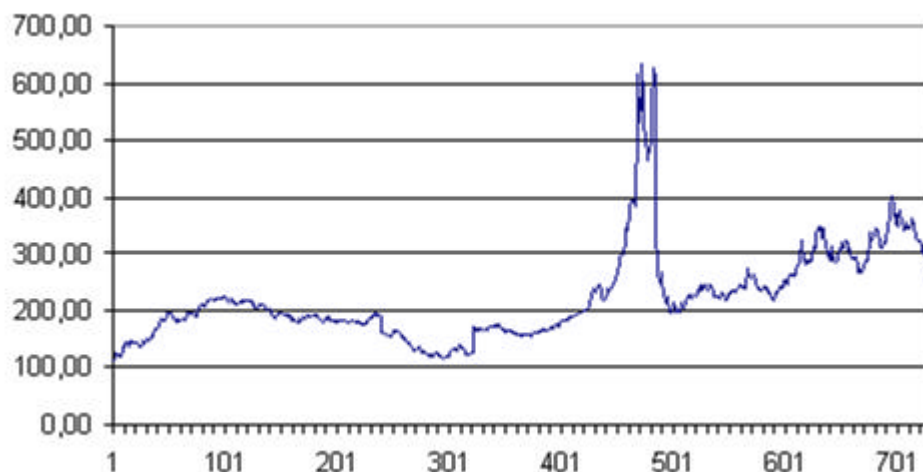
4.2.1. Sesongkontrakter

For sesongkontraktene har vi data for kontraktene fra FWSO-01 til FWV2-05. Vi har valgt å se på den til enhver tid nærmeste sesongkontrakten i salg. For de ulike kontraktene er analyseperiode (den perioden prisen på den aktuelle kontrakten predikeres) og leveringsperiode gjengitt i tabellen under.

	Analyseperiode	Leveringsperiode
Vinter 1	1.10-31.12	1.1-30.4
Sommer	1.1-30.4	1.5-30.9
Vinter 2	1.5-30.9	1.10-31.12

Tabell 4.3: Inndeling for sesongkontrakter på Nord Pool

Figur 4.3 gir en grafisk fremstilling av prisrekken for sesongkontrakter.



Figur 4.3 Nærmeste sesong forwardkontrakt plottet mot antall observasjoner

Tabellen under gir en deskriptiv statistikk for sesongkontraktene. En positiv kurtosis tilsier at observasjonene er mer samlet om forventningsverdien og har lengre haler sammenlignet med en normalfordeling. Vi ser at åpnings- og stengeprisene ligger på samme gjennomsnittspris. Positiv skewness indikerer at høye ekstrempriser forekommer oftere enn lave.

	Stengepris	Åpningspris
Gjennomsnitt	222	222
Standardavvik	80,6	80,4
Kurtosis	2,27	5,29
Skewness	1,85	1,84
Minimum	111	109
Maksimum	634	620
Median	201	201
Antall observasjoner	732	732

Tabell 4.4: Deskriptiv statistikk sesong forwardkontrakter

For de daglige endringer i ln-prisen får man et standardavvik på 0,09, noe som medfører en årlig volatilitet på 172 %.

Vi har testet prisrekkene for unit roots ved å bruke ADF og 5 % signifikansnivå og funnet at prisene er integrert av orden $I(1)$. Ved å differensiere prisen $F(t)$ til $F(t) - F(t-1)$ får vi en orden $I(0)$, det vil si en stasjonær rekke. Klassiske regresjonsteknikker er ugyldige når de benyttes på tidsrekker med enhetsrøtter og dette må vi ta hensyn til når vi skal lage modeller.

4.2.2. Ukekontrakter

Også for ukekontraktene har vi valgt å se på nærmeste kontrakt, det vil si de med maksimalt en uke til levering. Kontrakter med to, tre eller fire uker til levering er korrelert med kontrakten med 1 uke til levering med en faktor på henholdsvis 0,995, 0,989 og 0,985. Figur

4.4 under gir et bilde av prisutviklingen for gjennomsnittet av det som til enhver tid er de fire nærmeste ukekontraktene som selges. Grafen "1 uke" betyr den ukekontrakten som til enhver tid er nærmest til levering, det vil si maksimalt en uke til levering.



Figur 4.4 Futures ukekontrakter

På grafen er maksverdien til y-aksen satt til 500 NOK/MWh selv om vi også har priser som ligger høyere. Dette er gjort for å gi et bedre bilde av resten av prisene. Også for ukekontraktene er det vinteren 2002/2003 som skiller seg ut som en periode med svært høye priser. Tabellen under gir en deskriptiv statistikk for ukekontraktene. En positiv kurtosis indikerer at det er større sannsynlighet for ekstrempriser enn for en normalfordeling. Skewness er også positiv, det vil si at det er en overvekt av høye ekstrempriser.

	1 uke stenge	1 uke åpne
Gjennomsnitt	233 NOK/MWh	233 NOK/MWh
Standardavvik	113 NOK/MWh	116 NOK/MWh
Kurtosis	10,2	11,2
Skewness	2,73	2,84
Minimum	103 NOK/MWh	103 NOK/MWh
Maksimum	878 NOK/MWh	1000 NOK/MWh
Median	203 NOK/MWh	202 NOK/MWh
Antall observasjoner	737	727

Tabell 4.5: Deskriptiv statistikk for ukekontrakter

For de daglige endringer i ln-prisen får man et standardavvik på 0,111, noe som medfører en årlig volatilitet på 213 %.

For ukekontraktene har vi også testet for unit roots. For kontraktene nærmest levering får vi ikke enhetsrot med 5 % signifikansnivå. For kontraktene med lengre tid til levering får vi tilsvarende situasjon som forklart for sesongkontraktene, med $F(t)$ av orden $I(1)$.

4.3. Værdata

I dette kapittelet skal vi presentere hvordan værdata fremkommer og gi en beskrivelse av den informasjonen vi vil benytte videre i oppgaven.

4.3.1. Værmelding

Med et kraftmarked som i stor grad er basert på vannkraft er prisene til enhver tid sterkt avhengige av den hydrologiske tilstanden i systemet. Innholdet i vann- og snømagasin vil endres over året som følge av produksjon og tilsig. Tilsiget vil komme som nedbør eller som følge av snøsmelting. Markedets muligheter for å forutsi disse endringene i systemet stammer fra kjennskap til sesongsvingninger og bruk av værvarsler. Vi skal her se nærmere på de værvarslene som kraftbransjen benytter for å forutsi utviklingen i systemet.

4.3.2. Modeller for rådata

Det finnes ulike leverandører av rådata til de værvarslene som benyttes av kraftbransjen. En av de mest brukte modellene er EC-modellen som varsler for ti døgn. Den har en avstand på 39 km mellom gridpunktene og dekker hele jordkloden [www.ecmwf.int].

Det finnes også andre modeller som HIRLAM og andre LAM-modeller, men disse dekker et begrenset geografisk område. Den amerikanske GFS-modellen dekker et lengre tidsrom, 16 døgn, men har dårligere oppløsning. Den er mye brukt i Norden, men har historisk dårligere treff enn EC-modellen. De fleste aktørene i markedet benytter seg av 10-døgns varselet basert på rådata fra EC-modellen og det er også dette varselet vi bruker i denne oppgaven. SMHI i Sverige er en mye brukt leverandør av EC-data. Tallmaterialet blir der gjennomgått av en meteorolog for kvalitetssikring.

4.3.3. Konvertering av rådata til varsel

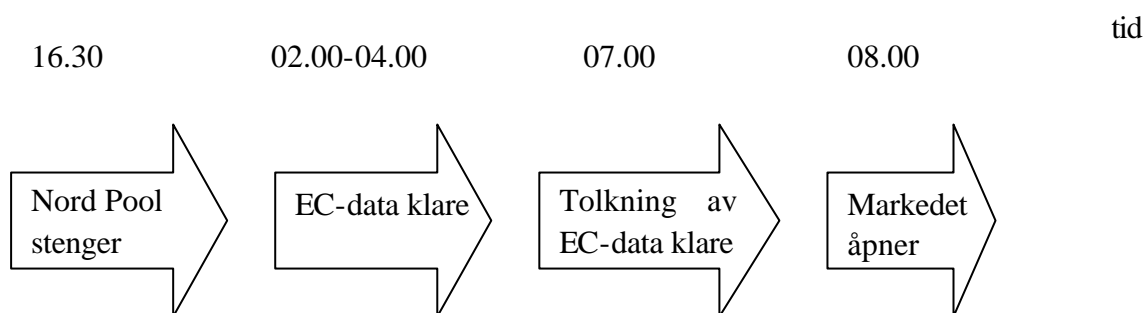
Nordiske kraftprodusenter har i stor grad tilgang til de samme rådataene, og det vil være konverteringen av disse til varsler som er ulik for de forskjellige aktørene. EC-modellen gir værvarselsdata for ulike enkeltpunkter, og for å få et kontinuerlig varsel må man interpolere mellom disse. Den største svakheten til EC-modellen er muligheten for feilprognoser, da de topografiske forskjellene mellom gridpunktene kan gjøre det vanskelig å få korrekte varsler.

For nedbør vil varslene være i millimeter og må derfor konverteres til GWh, såkalt nedbørsenergi. Ved konvertering av data må det tas hensyn til hvor nedbøren faller med tanke på tilsigsområder og produksjonspotensial.

De største selskapene har utviklet egne modeller for behandling av rådataene. Mindre aktører kjøper gjerne tjenesten av ulike firmaer som har spesialisert seg på å utvikle modeller for nettopp dette. Disse firmaene leverer tjenester hvor kraftselskapene får utarbeidet et varsel på bakgrunn av rådata sammen med en rekke egne spesifikasjoner. Ut fra hvordan man behandler rådataene vil de ulike aktørene i markedet kunne få en ulik forventning til værforholdene fremover. Mange kraftselskaper kjøper data fra flere steder, da ulike leverandører, etter deres erfaring, gir gode prognoser etter ulike kriterier.

4.3.4. Hendelsesforløp

Figuren under viser en skisse av hendelsesforløpet for værvarselet. Tidsangivelsene for værdataene er oppgitt som cirkatider norsk tid og vil kunne variere fra dag til dag og selskap til selskap.



Figur 4.5 Hendelsesforløp for værvarsel

4.3.5. Værvarselets påvirkning på kraftprisene

I det skandinaviske kraftsystemet er 55 % av elektrisitetsproduksjonen vannkraftbasert [Nord Pool, 2004]. Samtidig er muligheten til å hente kraft fra kontinentet begrenset. Dette gjør prisene følsomme for hvor mye tilsig man forventer til magasinene og avvik fra normalnivået til den hydrologiske balansen. Været kan nok sies å være en faktor med stor betydning for kraftsituasjonen og dermed også prisen. Det er med bakgrunn i dette vi ønsker å undersøke sammenhengene mellom værvarsel og prisendringer.

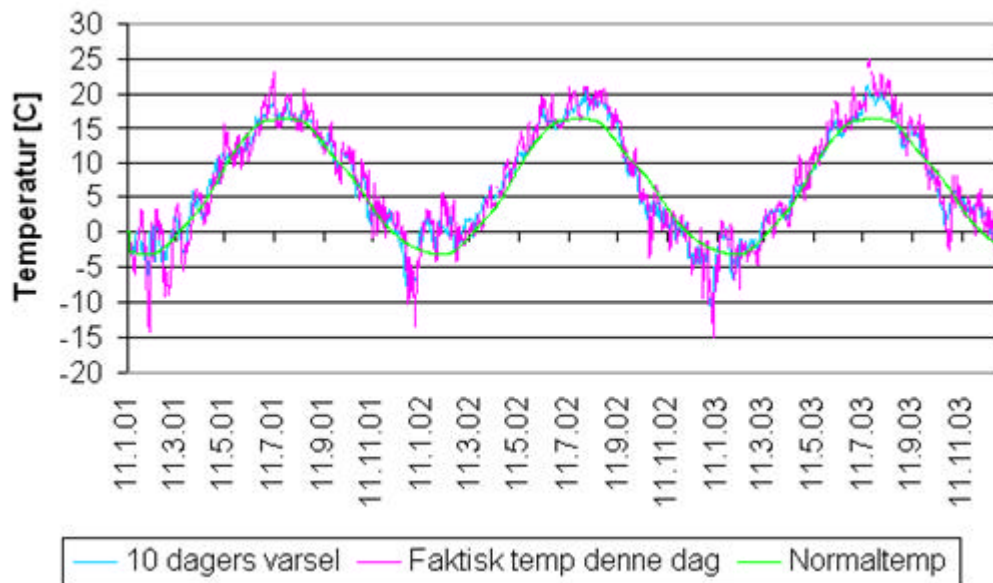
Vi har valgt å bruke værvarselsdata fra 10-døgns varselet som omfatter Norge og Sverige og som oppdateres hver morgen. Dette er et varsel de fleste produsentene benytter seg av i en eller annen form, og vi vil derfor kunne regne med tilnærmet symmetrisk informasjon om varslet vær i markedet.

Et ferdig varsel til et kraftselskap inneholder informasjon om mange ulike værvariable. Temperaturindeksen er en vektet temperaturangivelse med hensyn til forbruk, hvor det er tatt hensyn til geografiske forskjeller i befolkningstetthet, da kalde temperaturer på for eksempel Finnmarksvidda vil ha en helt annen effekt på forbruk enn om man får kalde temperaturer i Oslo-området. Den akkumulerte nedbøren er vektet etter hvor mye som vil komme som tilsignedsnedbør og deretter konvertert til GWh. Vi har også benyttet data for den faktiske temperaturen og nedbøren for hver enkelt dag i perioden og normalverdiene for temperatur og nedbør.

4.3.6. Værdata

For værdataene har vi dagsoppløsning på 10-døgns varselet (nedbør og temperatur), faktisk nedbør/temperatur og normaltemperatur. For normalnedbør benytter vi månedsverdier.

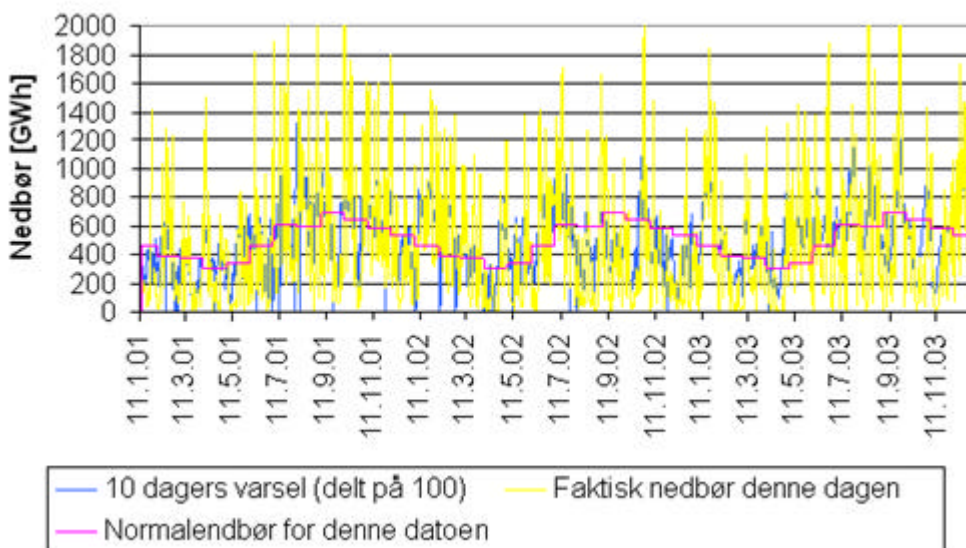
Vi vil benytte data for forventet nedbør og temperatur fra 10-døgns varselet. I tillegg har vi faktisk nedbør og temperatur for hver dag og normalnivåene for dette. Figurene under illustrerer disse nærmere.



Figur 4.6 Temperaturdata

Figur 4.6 viser tydelige sesongvariasjoner for temperaturdataene. Varslene gir et tidagers gjennomsnitt for temperaturen. Den faktiske temperaturen vil derimot være registrert for hver dag og man vil få større utslag på grafen fordi man får inn enkeltobservasjoner som ligger et stykke unna ukensnittet.

Figur 4.7 for nedbørsdata viser også klare svingninger for verdiene over året. Siden varselet er akkumulert nedbørsenergi for 10 dager og faktisk nedbør er for dager er det vanskelig med en direkte sammenligning mellom de to. Maksimalverdien til y-aksen er satt til 2000 GWh for å gi et bedre bilde av dataene, men det er også i enkelttilfeller nedbørsmengder opp mot 2500 og 3500 GWh per døgn. De største verdiene for faktisk nedbør kommer alle i den tiden på året med høyest normalnedbør.

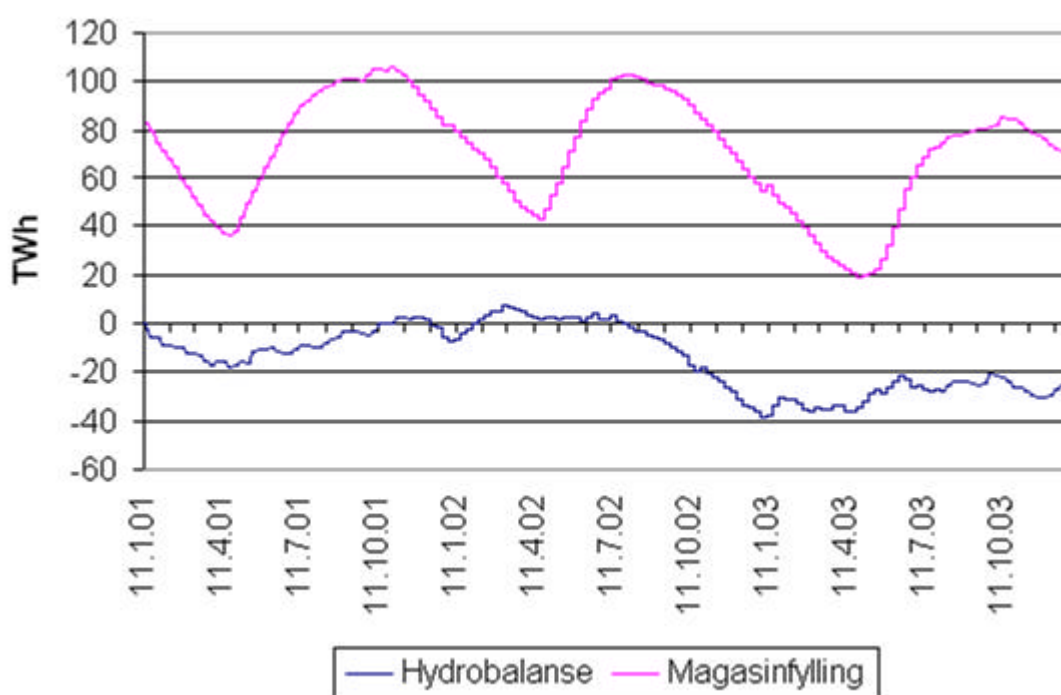


Figur 4.7 Nedbørsdata

4.4. Hydrologisk balanse og magasinfylling

Dataene vi benytter for den hydrologiske balansen og magasinfylling er gitt på ukebasis. Den hydrologiske balansen består av markvann, vannmagasiner og snømagasiner. Det vil være usikkerhet knyttet til måling og beregning av den hydrologiske balansen. Feilkilder for den hydrologiske balansen er blant annet om målingene som foretas er representative for de faktiske ressursene og hvor gode modellene som benyttes til omregning fra målinger til GWh er. En annen problemstilling er om normalnivået til den hydrologiske balansen er representativt for dagens situasjon.

Figur 4.8 viser den hydrologiske balansen som er oppgitt i avvik fra normalnivå i TWh. For magasinfylling viser grafen faktisk tilgjengelig ressurs. Begge grafene gjelder for Nord Pool området.



Figur 4.8 Hydrologisk balanse og magasinfylling

Grafen viser tydelige sesongsvingninger i magasinnivået over året.

5. INTRODUKSJON TIL MODELLENE

I de påfølgende kapitlene presenteres de beste modellene som er funnet for prisen på uke- og sesongkontrakter og for spot. For hver av prisene er det forsøkt laget to modeller på ukenivå og to modeller på dagsnivå, én for prisen og én for den ln-transformerte prisen. bakgrunn

Ved kontraktprisprediksjon på ukenivå, befinner man seg på slutten av dagen og predikerer stengeprisen om en uke på kontrakten på bakgrunn av siste dags informasjon. Vi har kjørt regresjoner for stengeprisene på torsdager, man vil da hver torsdag kveld kunne predikere neste torsdags stengepris. På dagsnivå står man på morgenen før markedet åpner og benytter gårsdagens informasjon, samt værmeldinger og annen informasjon som er kommet over natten, til å predikere åpningsprisen samme dag.

For spotprisen har man et perspektiv tilsvarende den for kontraktene på ukenivå, men noe annerledes på dagsnivå. For regresjonen på spotprisen på dagsnivå er det antatt at man står på formiddagen og skal predikere neste dags pris før innmelding til Nord Pool innen klokken 12.00.

Det ble gjort forsøk på å lage modeller på månedsnivå uten at dette gav spesielt gode resultater og vi valgte derfor å konsentrere oss om kortere tidsperspektiver i denne oppgaven.

I modellene er det til en hver tid benyttet den nyeste informasjonen. I de tilfeller hvor vi benytter eldre informasjon enn den sist kjente, angis dette med lag_x, der x markerer hvor mange tidsenheter tilbake informasjonen er hentet.

For å komme frem til de beste modellene ble det benyttet flere kriterier, hvor de viktigste var:

- Det skal ikke være autokorrelasjon i modellens feilledd. Dersom vi fant dette ble modellen forkastet.
- R^2 og summen av kvadrerte avvik (RSS) som er mål på hvor godt regresjonen passer dataene. Man ønsker en så høy R^2 som mulig og en så lav RSS som mulig.
- F-testen; for nøstede modeller ble det brukt F-test for å bestemme om de enklere modellene var bedre eller dårligere enn de kompliserte.
- Det er også vurdert om t-verdiene er rimelig og om de indikerer signifikans, da urimelig høye t-verdier tyder på høyere ordens autokorrelasjon.

Signifikansnivået som er benyttet gjennom hele oppgaven er 5 %.

Vi har benyttet EasyReg til alle regresjoner og alt analysearbeid knyttet til tidsrekkeanalyse. EasyReg er et gratisprogram for regresjonsanalyse laget av H.J. Bierens ved Pennsylvania State University [Bierens, 2003].

I de delkapitlene som følger skal vi presentere resultatene fra de beste modellene for spot, sesong- og ukekontrakter. En kort beskrivelse av prinsippene bak de testene og statistiske metodene som er brukt finnes i Vedlegg A.

6. SPOTPRIS

Elspotmarkedet er et marked for fysisk levering av kraft. Prisene settes daglig, og aktørene har en frist klokka 12.00 for å levere inn bud på neste dags levering/kjøp. Innmeldingene kan foretas i form av times-, blokk- og fleksible timesbud. Budene samles inn fra alle aktørene i markedet og det beregnes en systempris for hver time i det kommende døgnet ut fra markedskrysset. Disse prisene offentliggjøres rundt klokken 13.30 dagen før levering. Systemprisen er felles for alle de fire nordiske landene og tar ikke hensyn til nettkapasitet og begrensninger [Nord Pool, 2004]. Den spotprisen vi benytter videre i oppgaven er et aritmetisk gjennomsnitt av timeprisene for ett døgn.

I dette kapittelet presenteres de modellene vi har utviklet for å predikere spotprisene. Først har vi sett på prisene på ukenivå, det vil si en observasjon for hver uke, og deretter for dagsnivå, det vil si hver dag i perioden.

6.1. Ukenivå

For testing av modeller på ukenivå er det benyttet en tidsrekke av spotpriser for alle torsdagene i perioden, samt andre data om priser og fundamentalinformasjon fra de samme torsdagene. Vi har i hovedsak ønsket å teste modeller hvor man benytter kjent informasjon om fundamentale forhold og priser fra terminmarkedet. Av prisene i terminmarkedet har vi funnet det mest hensiktsmessig å benytte ukekontraktene, og da de kontraktene som til enhver tid ligger nærmest levering. Disse kontraktene har mindre enn en uke til levering og vil være en god indikasjon på hvordan markedet forventer at prisen vil utvikle seg den neste uka. Det er forsøkt å lage modeller ved å ta inn fundamentalinformasjon i ulike former. Et utdrag av modeller som er forsøkt finnes i Vedlegg E.

6.1.1. Modell for spot

Den beste modellen for spotprisen, S , som ble funnet, er gjengitt under.

$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{IukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + \mathbf{b}_4 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp} \quad (6.1)$$

IukeF = nærmeste uke futureskontrakt

$D_{<-20}$ = dummy med verdien 1 hvis reduksjonen i spot mellom de to siste kjente priser er større enn 20

$(F-N)_{temp}$ = faktisk temperatur - normaltemperatur

Ved F-test av modell (6.1) mot modeller der man tar bort en eller flere av variablene, får man resultater som favoriserer modell (6.1). Summen av det kvadrerte avviket (RSS) er $13,3 \cdot 10^4$. RMSE (root mean square error) som er et mål på gjennomsnittlig avvik fra faktisk pris er 30,1.

RSS	$13,3 \cdot 10^4$
R^2	0,920
RMSE	30,1
Antall observasjoner	153

Tabell 6.1: Modellens tilpasning

Residualene er testet for heteroskedastisitet og det er funnet signifikante verdier. For nærmere beskrivelse av heteroskedastisitet, se vedlegg A.4. Det er ikke funnet autokorrelasjon i residualene.

Ved å se på parameterestimatene i tabellen under, ser man at alle er signifikante. De estimerte verdiene er ikke påvirket av heteroskedastisiteten. P- og t-verdiene er imidlertid justert for heteroskedastisitet og denne justeringen er basert på en normalfordeling av feilleddene. Som man ser av Figur 6.1 og Tabell 6.3 er det ikke tilfellet her. Det vil da være en usikkerhet i t- og p-verdiene, og disse må derfor tolkes med forsiktighet.

Parameterne for fundamentalinformasjonen har fortegn som forventet. Prisen vil gå opp hvis hydrobalansen eller $(F-N)_{\text{temperatur}}$ er negativ.

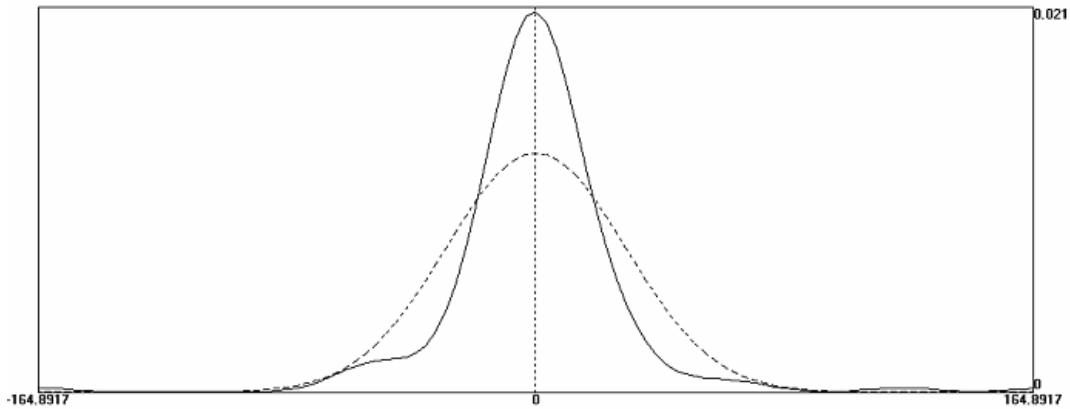
Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	73,0	3,45	$5,6 \cdot 10^{-4}$
β_1	-0,719	-2,34	0,000
β_2	1,28	5,60	0,000
β_3	-15,8	-2,21	0,0274
β_4	-1,92	-3,38	$7,3 \cdot 10^{-4}$
β_5	-2,35	-2,33	0,0199

Tabell 6.2: Estimerte parametere med t- og p-verdier

Gjennomsnitt	$1,31 \cdot 10^{-11}$
Median	-0,266
Standardavvik	29,6
Varians	878
Kurtosis	14,0
Skewness	0,480

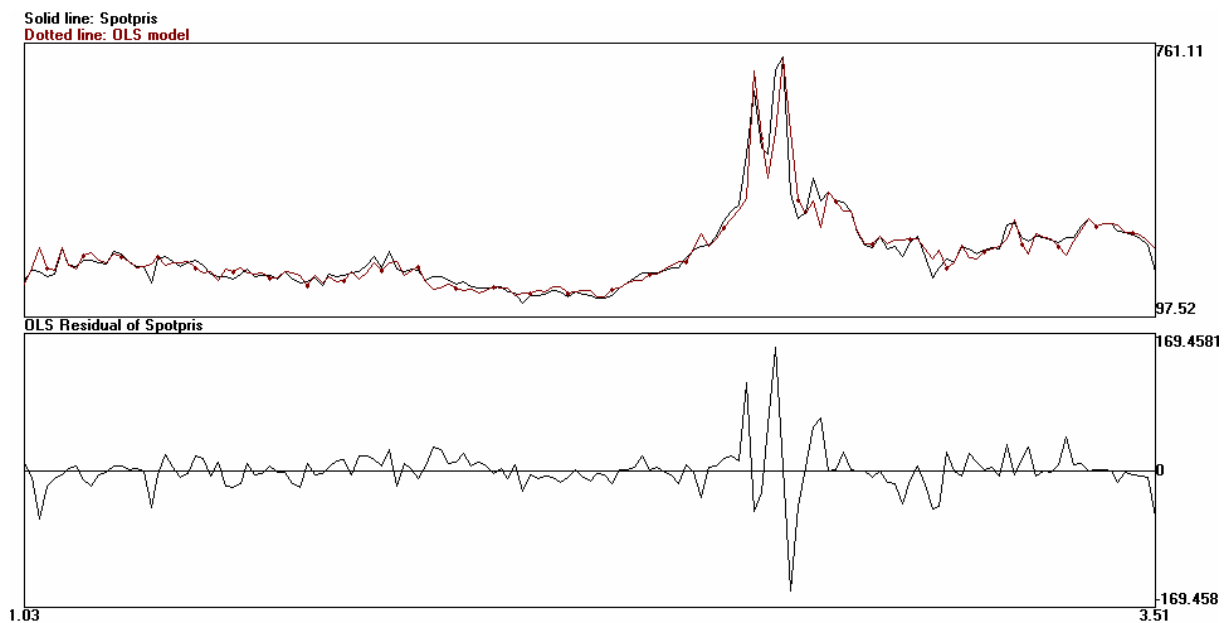
Tabell 6.3: Deskriptiv statistikk for feilleddet

Tabellen over viser at modellen er tilnærmet forventningsrett med et gjennomsnitt for feilleddene svært nær null. De positive verdiene for kurtosis og skewness vil si at fordelingen er mer samlet om forventningsverdien og har en større overvekt av positive ekstremverdier enn en normalfordeling. Dette vises også i Figur 6.1 som er ett glattet frekvensdiagram for feilleddet basert på et Kernel fordelingsestimert. Den hele linjen er fordelingen til feilleddene, og den stiplede representerer en normalfordeling.



Figur 6.1: Fordeling av feilleddet for ligning (6.1), den heltrukne linjen er fordelingen til feilleddet og den stiplede linjen er normalfordelingen

Figur 6.2 viser modellens tilpasning til datasettet. Den røde grafen representerer modellen, mens den sorte de faktiske observasjonene. Den nederste grafen viser feilleddene plottet mot tiden. Man kan se at de største feilene inntreffer i perioden med høyest priser. Det synes imidlertid ikke å være noen tendens til at modellen entydig over- eller underpredikerer.



Figur 6.2: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

6.1.2. Modell for $\ln(\text{spot})$

Vi har også testet ulike modeller for den \ln -transformerte prisen. Svært mange av de modellene som ble testet hadde autokorrelasjon eller hadde verdier som lå svært nær signifikansgrensen. Noen av de modellene som ble testet er lagt i Vedlegg E.

Av modellene som ble testet, er den modellen som hadde best forklaringsgrad gjengitt i ligningen øverst på neste side.

$$\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(\text{lukeF}) + \mathbf{b}_4 * \text{tempvarsel} \quad (6.2)$$

$$\text{tempvarsel} = 10 \text{ døgns temperaturvarsel}$$

For å eliminere autokorrelasjon var det nødvendig med to lag av den ln-transformerte spotprisen. For datasettet med 153 observasjoner får man en R^2 på 0,9382.

RSS	1,31
R^2	0,938
Antall observasjoner	153

Tabell 6.4: Modellens tilpasning

Det er funnet heteroskedastisitet for feilleddene i modellen. Parameterestimatene med de tilhørende justerte t - og p - verdiene vises i tabellen under. Det er kun konstantleddet og parameteren for $\ln(\text{lukeF})$ som er signifikante. De andre parameterne er med både fordi de øker forklaringsgraden tilstrekkelig til å rettferdiggjøre det basert på F-testen og fordi det blir autokorrelasjon i feilleddet dersom man eliminerer dem. Det er forventet at futureprisen vil ha en høy forklaringsgrad for prediksjonen av neste ukes spotpris da denne beskriver *markedets* forventning om prisen på kraft neste uke. En kan nevne at det i futureprisen også kan ligge en risikopremie, et uttrykk for ulike aktørers ønske om sikring.

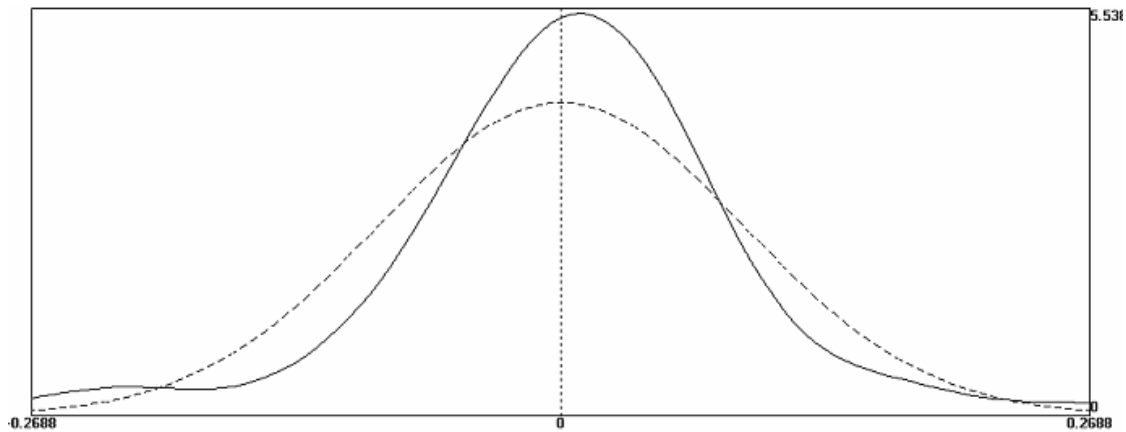
Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	0,435	2,04	0,0411
β_1	-0,106	-0,979	0,327
β_2	-0,102	-1,55	0,121
β_3	1,12	11,3	0,000
β_4	0,00181	1,81	0,0701

Tabell 6.5: Estimerte parametere med t- og p- verdier

En analyse av feilleddene avdekker ingen autokorrelasjon. Tabellen og grafen under beskriver fordelingen til residualene. Modellen er tilnærmet forventningsrett, med et gjennomsnitt for residualene på $-1,3 \cdot 10^{-11}$, og en median på 0,00662. Den positive kurtosisen illustreres på figuren under. En negativ skewness tilsier at det er en større overvekt av negative ekstremverdier.

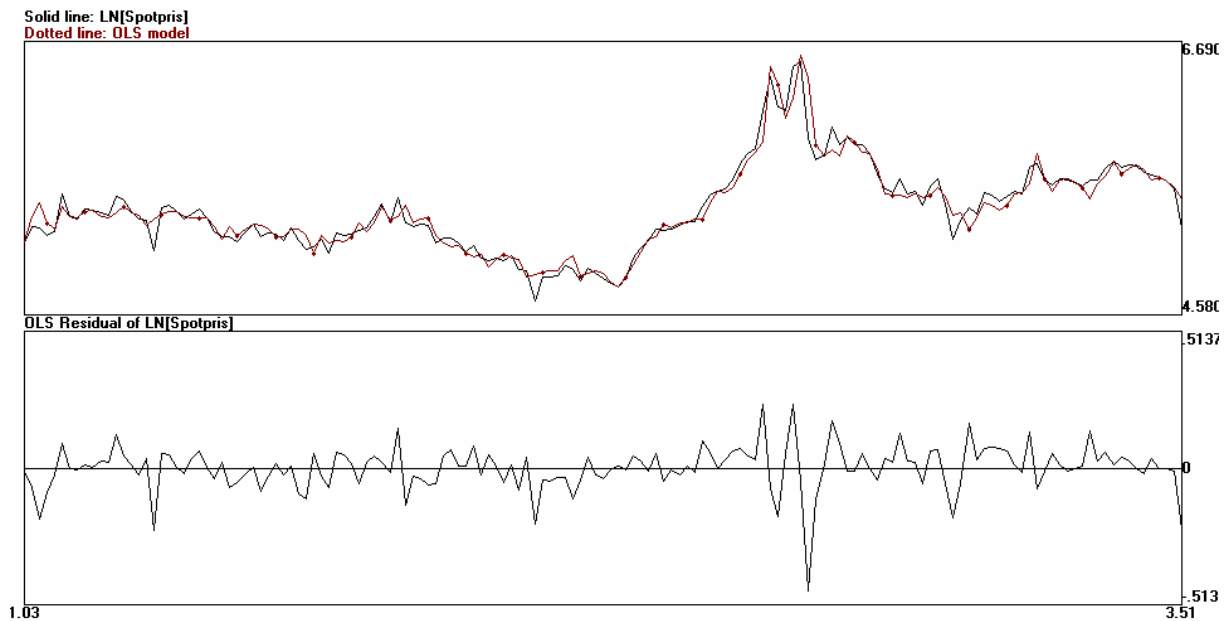
Gjennomsnitt	$-1,3 \cdot 10^{-11}$
Median	0,00662
Standardavvik	0,0930
Varians	0,00865
Kurtosis	6,61
Skewness	-1,20

Tabell 6.6: Deskriptiv statistikk for feilleddet



Figur 6.3: Fordeling av feilleddet for ligning (6.2), den heltrukne linjen er fordelingen til feilleddet og den stiplede linjen er normalfordelingen

Grafen under beskriver modellens tilpasning til dataene. Man kan se at modellen har problemer med å følge prisutviklingen ved brå og store prisendringer. De største feilene inntreffer i slike situasjoner, som for eksempel i perioden med høyest priser.



Figur 6.4: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

6.1.3. P_E -testen

P_E -testen, som er en form av J- testen, er benyttet for å sammenligne de to modellene for ukenivå. \hat{S} og $\hat{ln}(S)$ ble beregnet ved bruk av modellene og ble deretter benyttet i følgende ligninger;

$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * lukeF + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + \mathbf{b}_4 * hydrobalanse + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp} + \mathbf{g}_0 \left[\ln(\hat{S}) - \ln(S) \right] \quad (6.3)$$

$$\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(lukeF) + \mathbf{b}_4 * tempvarsel + \mathbf{g}_1 \left[\hat{S} - \exp(\ln(\hat{S})) \right] \quad (6.4)$$

Testen utføres ved å teste hypotesene $\gamma_0 = 0$ og $\gamma_1 = 0$. Det er funnet p-verdier på henholdsvis 0,00234 og 0,20095. Det vil si at det kun er γ_0 som er signifikant og at testen gir at modellen for S er den beste. P_E-testen er ikke så sterk som for eksempel "likelihood ratio" testen utledet fra Box og Cox, men den er i følge Darnell (1994) likevel tilstrekkelig sterk til bruk i praktisk arbeid.

6.1.4. Out of sample

Vi ønsker å teste den beste av modellene, modellen for S, ytterligere. Tabellen under viser resultatene fra regresjonene på ligning (6.1) for hele perioden, den første delen og den siste delen av tidsserien. Den viser at kalibrering av modellen på den siste delen av perioden gir estimater som ligger nærmere verdiene for hele perioden, enn hvis man kalibrerer på den første delen. Regresjonen på den siste delen av perioden gir også i større grad signifikante estimater enn for regresjonen på den første delen.

	Estimat hele	Estimat 73 første observasjoner	Estimat 78 siste observasjoner
β_0	73,0	20,8	79,3
β_1	-0,719	-0,111	-0,870
β_2	1,28	0,989	1,38
β_3	-15,8	5,03	-24,6
β_4	-1,92	-0,233	-2,48
β_5	-2,35	-1,15	-2,93
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$13,3 * 10^4$	$19,3 * 10^4$	$14,1 * 10^4$
Gj.snitt av abs.verdien til feilleddet	17,0	17,1	18,5

Tabell 6.7: Out-of-sample estimat for spotrismodellen på ukenivå

Ved en Chow-test på de to periodene får vi en F-verdi som forkaster nullhypotesen om at parameterestimaterne er like [Toyoda]. Det vil si at parameterne er signifikant ulike for de to periodene. Dette tilsier at man må reestimere modellen ofte. Forutsetningene for bruk av Chow-testen er beskrevet nærmere i vedlegg A.6.

6.1.5. Ramsey RESET-test

Modellen er også testet med en Ramsey RESET-test [Darnell]. Vi har benyttet oss av testen på følgende form:

$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{IukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + \mathbf{b}_4 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp} + \mathbf{b}_6 * \hat{S}^2 \quad (6.5)$$

Testen innebærer en regresjon på den samme ligningen som opprinnelig testet, men det blir lagt til et ledd av kvadratet til den predikerte y-verdien, her \hat{S} . Ved å kjøre denne testen får vi et estimat for β_6 på -0,00031. Den tilhørende p-verdien er 0,122 noe som indikerer at variabelen ikke har forklaringskraft. Dette støtter opp om den valgte funksjonsformen.

6.2. Dagsnivå

Etter å ha utarbeidet ligninger for spotprisen på ukenivå har vi forsøkt å justere modellene slik at de kan benyttes på dagsnivå. Det settes en spotpris for hver dag hele året, og den tidsrekken vi benytter inneholder alle dagene i perioden som modelleres. For de forklaringsvariable som ikke oppgis hver dag har vi for prisdatta benyttet siste kjente stengepris og for fundamentaldata har vi interpolert mellom de dataene som blir oppgitt en gang hver uke. Det er blitt forsøkt å justere modellen slik at den fungerer best mulig på dagsnivå. For en nærmere beskrivelse, se Vedlegg E.

6.2.1. Modell for spot

Den modellen for spotprisen S som vi har funnet passer datasettet best er beskrevet i ligningen under.

$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{IukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{helg} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_6 * (F - N)_{temp} \quad (6.6)$$

D_{helg} = dummy som gir verdien 1 for lørdag og søndag

$D_{>100}$ = dummy som gir verdien 1 hvis forrige kjente endring i spotpris > 100

Man kan merke seg at denne modellen er svært lik den som ble funnet for ukenivå. Hovedforskjellen er at det her er lagt til en dummy for å skille helger fra ukedager.

For spotprisen har vi totalt 1082 observasjoner. Modellen i ligning (6.6) gir en R^2 på 0,960.

RSS	$49,2 * 10^5$
R^2	0,960
RMSE	21,4
Antall observasjoner	1082

Tabell 6.8: Modellens tilpasning

Parameterestimatene har de fortegnene vi forventet. Man vil for eksempel forvente at spoten vil ligge lavere i helgene. Det kan også være rimelig å tro at prisen vil falle etter en sterk oppgang (>100) for forrige observasjon for å utligne prissjokket. Ved en negativ hydrobalanse vil man forvente at prisene øker og for det siste leddet i ligning (6.6) vil man forvente prisoppgang hvis det er kaldere enn normalt. Alle parameterne er signifikante, og t- og p-verdiene er justert for heteroskedastisitet da dette ble funnet i feilleddet.

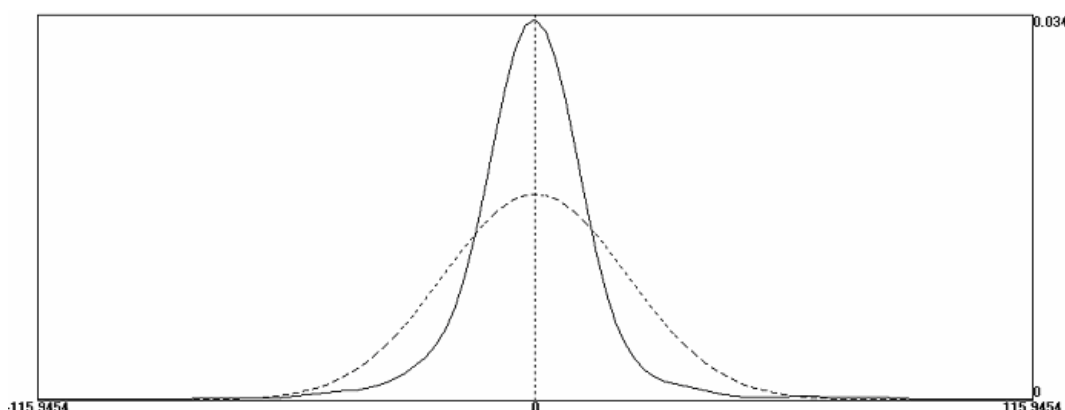
Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	23,9	5,50	0,00
β_1	0,469	6,40	0,00
β_2	0,417	6,92	0,00
β_3	-16,6	-12,1	0,00
β_4	-57,7	-2,66	$7,84 \cdot 10^{-3}$
β_5	-0,362	-4,84	0,00
β_6	-1,54	-2,29	-0,0219

Tabell 6.9: Estimerte parametere med t- og p-verdier

Modellen er testet for autokorrelasjon uten at det ble funnet signifikante verdier. Tabellen under viser at modellen er tilnærmet forventningsrett, men med en median som ligger noe under null. Også her har man positiv skewness og kurtosis, som illustreres på grafen under.

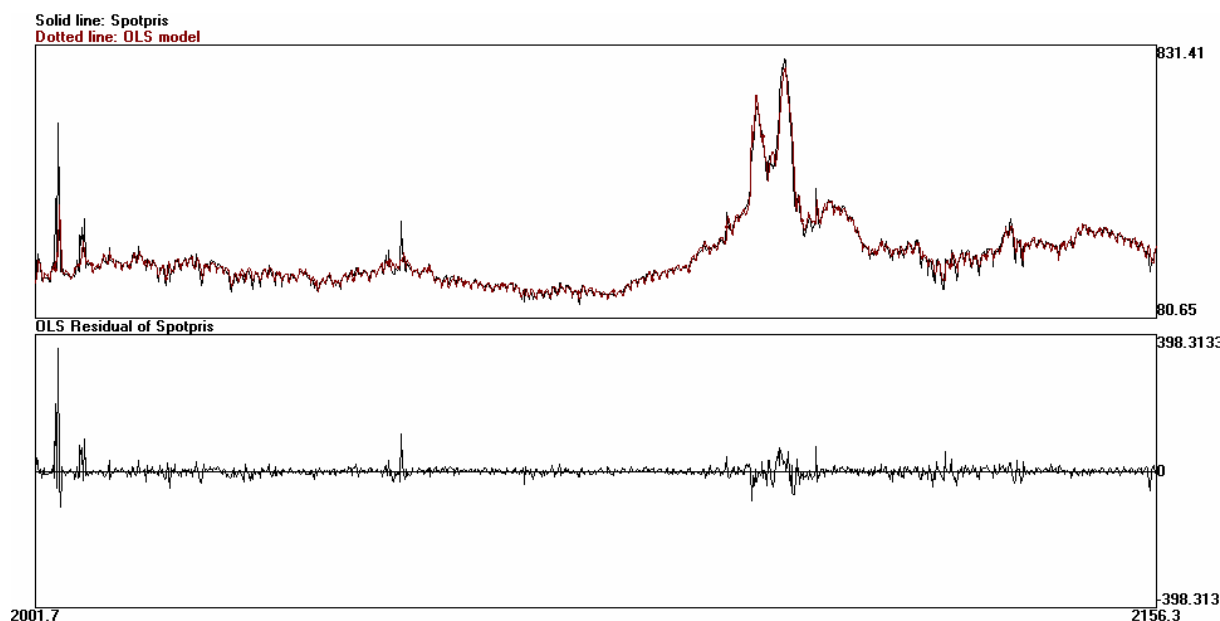
Gjennomsnitt	$-1,6 \cdot 10^{-11}$
Median	-0,464
Standardavvik	21,3
Varians	455
Kurtosis	12,5
Skewness	7,17

Tabell 6.10: Deskriptiv statistikk for feilleddet



Figur 6.5: Fordeling av feilleddet for ligning (6.6), den heltrukne linjen er fordelingen til feilleddet og den stiplede linjen er normalfordelingen

Figur 6.6 under viser modellen plottet mot virkelige verdier. Man ser at de største feilleddene kommer ved store endringer i pris. I tillegg har man noe større residualer i perioden med de høyeste prisene. Modellen synes å gi de beste resultatene i perioder med lavere og mindre volatil pris.



Figur 6.6: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

6.2.2. Out of sample for spot

Det ble også kjørt regresjon på deler av tidsserien, resultatene er vist i Tabell 6.11. Man ser at ved å benytte estimatene på hele perioden vil modellen gi den minste kvadrerte summen av avvik og gjennomsnittlig absoluttavvik. For parameterverdiene estimert på første halvdel er kun β_0 , β_2 og β_6 signifikante. For den siste delen er alle parameterne signifikante. Ved å kjøre en Chow-test på denne oppdelingen i to perioder finner vi at parameterestimatene er signifikant ulike i de forskjellige periodene.

Parameter	Estimat	Første 540	Siste 540
β_0	23,9	20	13
β_1	0,469	0,223	0,647
β_2	0,417	0,694	0,280
β_3	-16,6	-19,5	-5,27
β_4	-57,7	-16,5	
β_5	-0,362	-0,237	-0,197
β_6	-1,54	-2,20	-0,852
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$49,2 \cdot 10^4$	$59,8 \cdot 10^4$	$57,4 \cdot 10^4$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet	10,8	12,3	11,1

Tabell 6.11: Out-of-sample estimat for spotrismodellen på dagsnivå

6.2.3. Modell for Ln(spot)

Også for dagsnivå har vi forsøkt å finne gode modeller ved å ln-transformere spotprisen. Som på ukenivå, var det svært mange av de utprøvde modellene som hadde autokorrelasjon. Et utvalg av de forkastede modellene finnes i Vedlegg E. Den beste modellen er gjengitt i ligningen under.

$$\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \ln(\text{IukeF}) + \mathbf{b}_3 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_4 * (F - N)_{temp} + \mathbf{b}_5 * \text{ukedag} \quad (6.7)$$

ukedag = nummeret på ukedagen, fra 1 for mandag til 7 for søndag

For de 1082 observasjonene vi har får man en R^2 på 0,960.

RSS	6,42
R^2	0,960
Antall observasjoner	1083

Tabell 6.12: Modellens tilpasning

Alle parameterestimaterne er signifikante. Vi har forsøkt å ta ut enkelte variable og kjøre F-testen, men vi får da som resultat at (6.7) er den beste modellen. Det er ikke funnet autokorrelasjon i modellen, men det er funnet signifikante verdier for heteroskedastisitet.

Parameterestimaterne har fortegn som forventet, prisen vil øke ved negativ hydrobalanse og ved høyere temperatur enn normalt. Man vil også få en nedgang i pris utover i uka, med lavest priser i helgene.

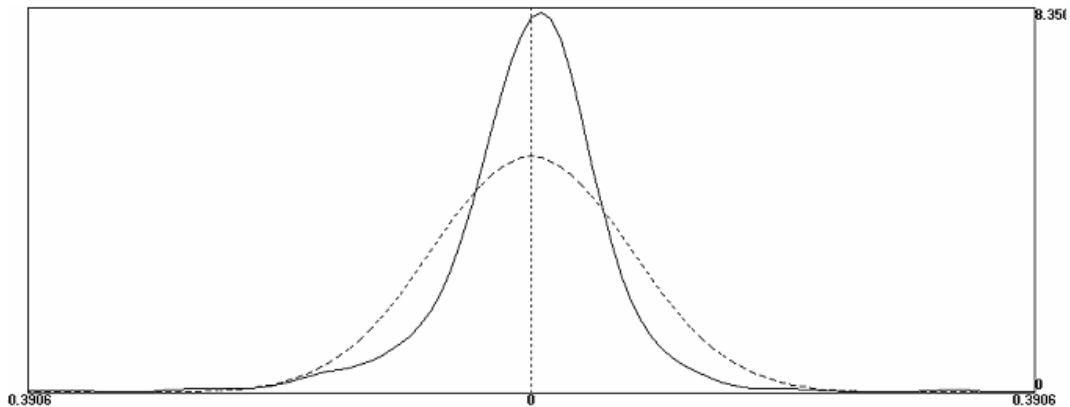
Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	0,511	6,84	0,00
β_1	0,411	7,76	0,00
β_2	0,504	11,1	0,00
β_3	-0,00143	-4,34	$1,0 * 10^{-5}$
β_4	-0,00438	-2,43	0,0153
β_5	-0,0206	-17,2	0,00

Tabell 6.13: Estimerte parametere med t- og p - verdier

Ved å plote fordelingen til feilleddene, som vist i Figur 6.7, ser man at modellen er tilnærmet forventningsrett. Residualene har et gjennomsnitt på $-3,7 * 10^{-12}$ og en median på 0,0025. Fordelingen har en høy positiv kurtosis som tilsier høy tetthet av observasjoner rundt forventningsverdien. Det er også en positiv skewness, altså er det overvekt av positive ekstremverdier.

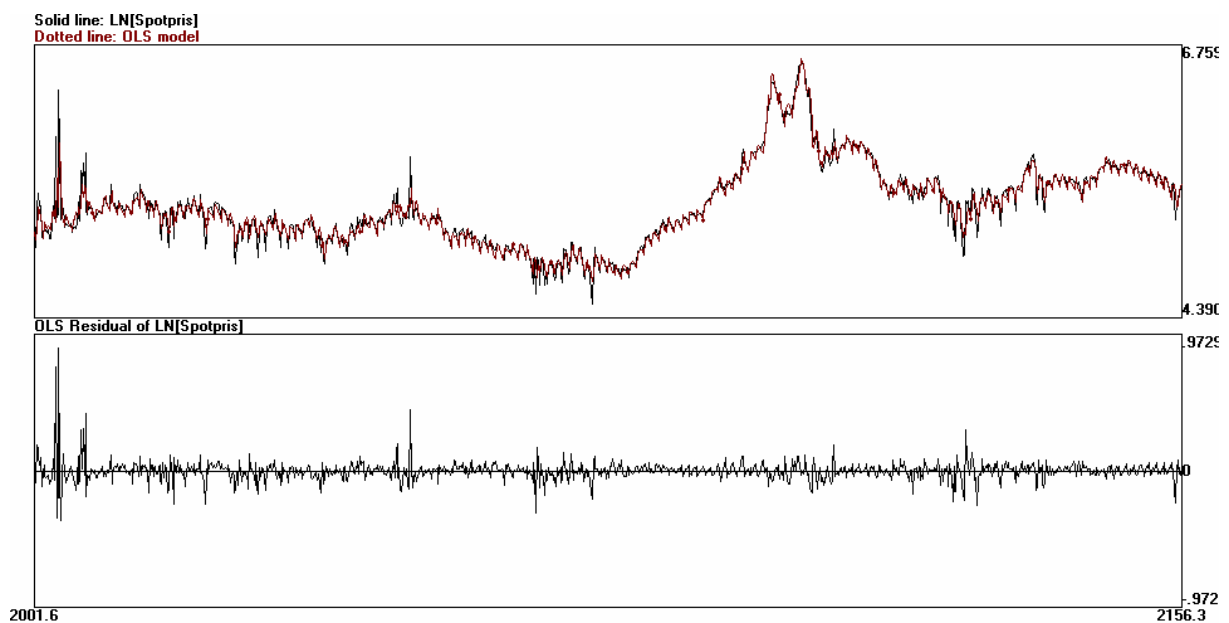
Gjennomsnitt	$-3,7 \cdot 10^{-12}$
Median	0,00247
Standardavvik	0,0770
Varians	0,00594
Kurtosis	39,64
Skewness	2,97

Tabell 6.14: Deskriptiv statistikk for feilleddet



Figur 6.7: Fordeling av feilleddet for ligning (6.7), den heltrukne linjen er fordelingen til feilleddet og den stiplede linjen er normalfordelingen

Modellens tilpasning til dataene vises i Figur 6.8. Man kan se at modellen ikke klarer å følge prisutviklingen like godt ved store endringer som i perioder med jevnere verdier. Modellen har noe større residualer helt først i perioden, men da er det også store endringer i de faktiske verdiene. I perioden med høye priser klarer modellen å følge bra.



Figur 6.8: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

6.2.4. Out of sample for Ln(spot)

Vi har estimert modellen på den første og siste delen av dataserien og beregnet tilhørende sum av kvadrert avvik og snitt av absoluttverdiene til residualene for hele dataserien. For estimatene på den første halvdel av perioden er β_4 ikke-signifikant, for den siste delen gjelder det β_3 . Også i dette tilfellet gir Chow-testen at nullhypotesen $\beta_{x1} = \beta_{x2}$ må forkastes og at parameterne er signifikant ulike for de forskjellige periodene.

	Estimat	Første 540	Siste 540
β_0	0,511	0,474	0,395
β_1	0,411	0,352	0,546
β_2	0,504	0,573	0,390
β_3	-0,00143	-0,00131	-0,00077
β_4	-0,00438	-0,00614	-0,00241
β_5	-0,0206	-0,0245	-0,0161
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$49,7 \cdot 10^4$	$53,5 \cdot 10^4$	$50,1 \cdot 10^4$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet	10,4	11,4	10,0

Tabell 6.15: Out-of-sample estimat for ln(S) - modellen på dagsnivå

6.2.5. Sammenligning av modellene på dagsnivå

Etter å ha presentert de beste modellene for henholdsvis S og ln(S) har vi benyttet P_E testen for å sammenligne disse modellene. Testen gav imidlertid ikke noen indikasjon på hvilken av modellene som er best. Ved å sammenligne de kvadrerte feilleddene ser man at modellen for S har en verdi på $49,2 \cdot 10^4$, mens modellen for ln(S) har en verdi på $49,7 \cdot 10^4$. For de gjennomsnittlige absoluttverdiene ligger modellen for ln(S) noe lavere, med 10,4, mot S sin 10,8.

6.2.6. Ramsey RESET-test

Modellene er også testet med en Ramsey RESET-test [Darnell, 1994]. Vi har benyttet oss av testen på følgende form:

$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{lukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{\text{helg}} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_6 * (F - N)_{\text{temp}} + \mathbf{a} * \hat{S}^2 \quad (6.8)$$

$$\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \ln(\text{lukeF}) + \mathbf{b}_3 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_4 * (F - N)_{\text{temp}} + \mathbf{b}_5 * \text{ukedag} + \mathbf{g} * \hat{\ln(S)}^2 \quad (6.9)$$

Ved å teste hvilken innflytelse de kvadrerte estimatene har på modellen, har vi funnet at α har en t-verdi på 0,197 og en p-verdi på 0,410. Det vil si at de ikke er signifikante og testen støtter opp om at funksjonsformene er riktig.

7. SESONGKONTRAKTER

Sesongforwardkontraktene som omsettes på Nord Pool er Vinter1, Sommer og Vinter2. Størrelsen på kontraktene er 1 MWh for alle timene i det aktuelle tidsrommet. Perioden for levering for de tre kontraktene er:

Vinter1: levering 1. januar – 30. april
Sommer: levering 1. mai – 30. september
Vinter2: levering 1. oktober – 31. desember

De tre kontraktene som gjelder for ett kalenderår legges ut på markedet første handledag to år før Vinter1 går til levering. Det vil si at det handles på kontraktene fra 2 til 2,75 år og at det til enhver tid er listet mellom seks og åtte sesongkontrakter på Nord Pool. Det er verdt å merke seg at sesongkontrakter utgår fra 1. januar 2006 og blir erstattet av kvartalskontrakter. Modellene er utviklet på bakgrunn av sesongkontrakter og man bør utvise forsiktighet ved overgang til kvartalskontrakter da året deles inn i fire og ikke tre perioder.

7.1. Ukenivå

Vi har foretatt regresjonen på den kontrakten som til en hver tid er nærmest til innløsning. Grunnen til at vi har valgt å gjøre det på denne måten er blant annet at det er det siste halvåret kontraktene er mest likvide.

I første omgang så vi på sesongkontraktene på ukenivå. Dette gjorde vi for å unngå støy som vi antar vil være mer fremtredende om man ser på prisen fra dag til dag. Videre prøvde vi å justere modellen for uker for å se om man kan benytte den på dagsnivå, eventuelt med flere forklaringsvariable for å predikere endring fra dag til dag.

Siden det er regressert på den nærmeste forwardkontrakten til en hver tid, vil vi for overganger mellom kontraktene; månedsskiftene april/mai, september/oktober og desember/januar, få en endring i "nivå" for kontraktprisen. I oppgaven er det valgt å beholde hele datasettet. For å glatte overgangene har vi valgt å legge til dummyer:

D_1 : Man går fra sommer til vinter2
 D_2 : Man går vinter2 til vinter1
 D_3 : Man går fra vinter1 til sommer

For å kunne justere for forskjellen mellom gangene med store sprang og mindre sprang i nivå mellom de ulike kontraktene, ble dummyene i noen tilfeller multiplisert med kvadratet av siste pris på forrige kontrakt. Dette vil resultere i et større utslag for denne dummyen når det er stor endring i nivået uten at det i samme grad påvirker prediksjonen for de tilfellene der nivåforskjellene er små.

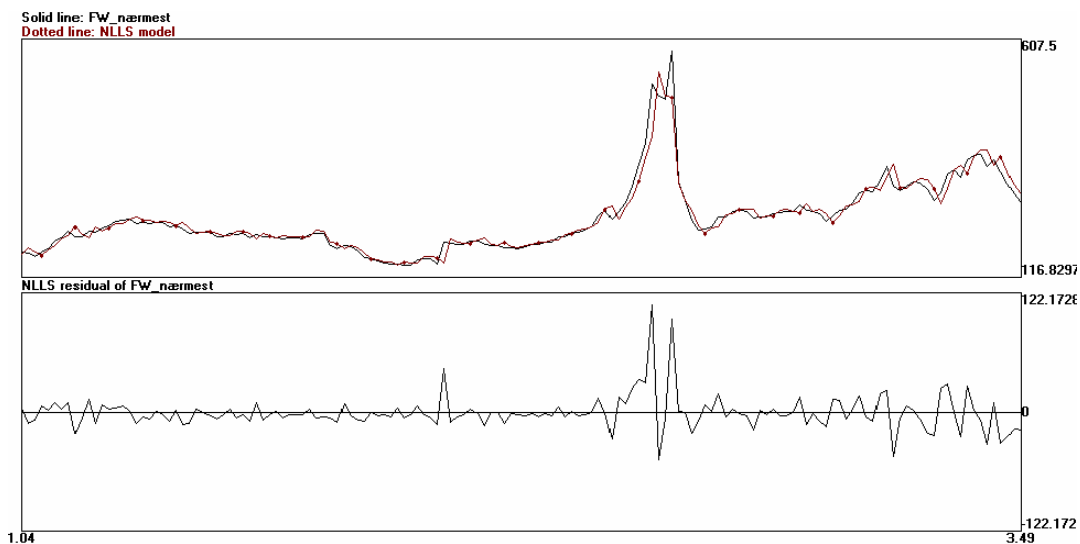
7.1.1. Modell for forwardpris

Av alle modellene som ble forsøkt og testet for sesongkontrakter på ukenivå var følgende modell best;

$$F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * \text{lag}_1(F)^2 * D_3 + \mathbf{b}_4 * \text{endring sist uke i hydrobalansen} + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 \quad (7.1)$$

Et utvalg av andre modeller som ble testet ligger i Vedlegg F.

Figur 7.1 viser den faktiske og den predikerte verdien for denne modellen. Man kan se en forskyvning på en tidsenhet mellom den predikerte og den faktiske verdien for denne modellen. De største feilleddene kommer i desember 2002 der nærmeste kontrakt til innlevering er Vinter1 2003.



Figur 7.1: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

Summen av det kvadrerte avviket (RSS) og R^2 for denne modellen er vist i Tabell 7.1 og de estimerte parameterne for modellen er vist i Tabell 7.2. Tidsrekken består av 150 observasjoner, det tilsvarer antall torsdager i perioden. I de tilfellene torsdagene ikke er handledager, er det benyttet onsdagens stengepris for å få tilnærmet like intervaller mellom observasjonene.

RSS	$57,5 * 10^3$
R^2	0,940
RMSE	19,9
Antall observasjoner	150

Tabell 7.1: Modellens tilpasning

T- og p - verdiene i Tabell 7.2 er justerte for heteroskedastisitet da dette er funnet i feilleddet. Av samme tabell kan man se at parameterne for spot og dummyen er små. Dette kommer av at man har kvadratet og tredjepotensen av disse variablene. Spot³ og lag₂(F) er ikke signifikante, men er likevel tatt med i modellen. Dette kommer av at β_1 fikk svært høy t-verdi når lag₂(F) og spoten ble utelatt. En svært høy t - verdi kan tyde på at prosessen for F(t) er autoregressiv av høyere orden. T-verdien er fortsatt noe høy for β_1 , men den ble ikke redusert ytterligere selv om det ble tatt med flere lag på variablene og ulike tidstrendfunksjoner.

Det negative fortegnet til parameterestimatet for endringen i hydrobalansen er som forventet; når man har en forbedring av hydrobalansen (Δ hydrobalansen er positiv) vil en forvente at prisen synker.

Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_1	1,13	11,0	0,00
β_2	-0,11	-1,08	0,278
β_3	$-8,75 \cdot 10^{-4}$	-16,8	0,00
β_4	-2,09	-2,57	0,0102
β_5	$-4,84 \cdot 10^{-8}$	-0,868	0,386

Tabell 7.2: Estimerte parametere med t- og p - verdier

Beregning av p - verdiene er gjort på bakgrunn av antagelse om normalfordeling av feilleddet. En undersøkelse av feilleddene, se Vedlegg C, viser at dette ikke er tilfellet og det må derfor tas hensyn til dette ved tolkningen av sikkerheten til p-verdien.

Feilleddene ble testet for autokorrelasjon, uten at dette ble funnet.

7.1.2. Out of sample

For å teste modellen beregnet vi parameterne på de første 70 observasjonene i datasettet og kjørte en out-of-sample test på resten av dataene. Estimaten er av samme størrelsesorden som de for hele datasettet, men parameteren for spot skifter fortegn. Hydrobalansen som ble signifikant ved estimering på hele datasettet ble ikke signifikant i her.

Dersom man estimerer modellen på de siste 78 observasjonene ligger parameterne tettere opp til de som er estimert på alle dataene. De parameterne som er signifikante for kalibreringen gjort på hele settet, er signifikante også her. En nærmere oversikt over parameterestimatene finnes i Vedlegg D.

En Chow-test på de estimerte parameterne for de to periodene gir at de ikke er signifikant ulike. Dette tyder på at modellen er stabil over hele datasettet.

Tallene fra out of sample-testen tyder på at observasjonene på slutten av datasettet har størst innvirkning på estimaten når vi kalibrerer modellen på hele datasettet. Dette kan ha en sammenheng med noen ekstrempriser i denne delen av datasettet, men en skal også merke seg at det er antydning til høyere volatilitet og et høyere prisnivå i siste delen av observasjonssettet enn i første.

Summen av det kvadrerte avviket er $84,8 \cdot 10^3$ og det gjennomsnittlige absoluttavviket er 12,9 for modellen som er estimert på de første 70 observasjonene. De tilsvarende tallene for modellen estimert på de siste 78 observasjonene er $58,2 \cdot 10^3$ og 12,0. Sammenligner vi med modellen der parameterne er estimert på hele datasettet, gir begge en dårligere tilpasning.

Likevel gir det en bedre tilpasning å benytte den siste enn den første delen av datasettet som estimeringsgrunnlag.

7.1.3. Ramsey RESET-test

For denne modellen ble det også utført en Ramsey RESET-test. Ligningen testen benytter er;

$$F = \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(F) + \mathbf{b}_3 * lag_1(F)^2 * D_3 + \mathbf{b}_4 * \text{endring sist uke i hydrobalansen} + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{a} * \hat{F}^2 \quad (7.2)$$

En regresjon på ligning (7.2) gir en parameterverdi på α på $1,34 \cdot 10^{-4}$. T- og p-verdien for α er henholdsvis 0,733 og 0,463. Det vil si at \hat{F} ikke har forklaringskraft, noe som støtter opp om den valgte funksjonsformen. Heller ikke denne regresjonen har feilledd som er normalfordelte, det må derfor tas hensyn til dette ved tolkning av t- og p-verdiene.

7.1.4. Modell for Ln(forwardpris)

Det ble også forsøkt å lage en modell for den ln-transformerte forwardprisen. Mange modeller ble testet, noen av dem er gjengitt i Vedlegg F. Samtlige utprøvde modeller fikk autokorrelasjon i feilleddet.

7.2. Dagsnivå

Som for spotkontraktene ønsker vi å se på endring i pris på dagsnivå. For kontraktene prøver vi å modellere åpningsprisen basert på gårsdagens informasjon og værvarslingsdata som er blitt tilgjengelig over natten. Det blir tatt utgangspunkt i modellen på ukenivå for å utvikle en modell som predikerer priser fra dag til dag.

Endringen i hydrobalansen tas ikke med i modellen for dager. Dette er fordi det benyttes ukebaserte hydrobalanser som er interpolert, innen en uke vil da endring fra en dag til en annen alltid være lik. En vil også få lik differanse for alle dagene om en ser på endring fra forrige uke.

7.2.1. Modell for åpningspris på forwardkontrakt

Den modellen som viste seg å passe best på dagsnivå er vist øverst på neste side.

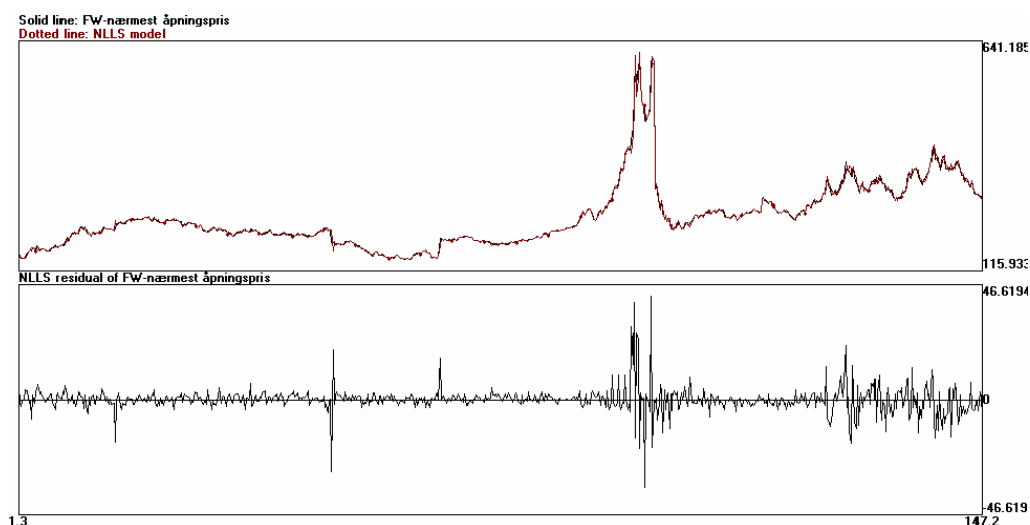
$$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * F_{\text{stenge}} + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{\text{stenge}}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nedbvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{faktned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp} \quad (7.3)$$

nedbvarsel = 10 dagers nedbørsvarsel for denne dagen
tempvarsel = 10 dagers temperaturvarsel for denne dagen
fakt.ned = faktisk nedbør dagen før
fakt.temp = faktisk temperatur dagen før

For dagsnivå ble det tatt inn enda en dummy i modellen, samt fire værvariable. En inkludering av disse værvariablene gir en liten økning i R^2 . Når man bruker F-testen mot enklere modeller, blir ligning (7.3) foretrukket. Det er også tatt med $\text{lag}_1(F_{\text{åpne}})$ for å unngå svært høy t-verdi for β_2 .

Figur 7.2 viser forwardprisen, samt den predikerte verdien og feilleddet. En kan se det samme mønsteret som for modellen på ukenivå; det er store feilledd i perioden med høye priser og generelt større feilledd i perioden etter denne ekstremprisperioden sammenliknet med perioden før. I tillegg kan en se store feilledd ved noen av overgangene mellom ulike kontrakter i den første delen av perioden. Dette tilsier at man bør unngå å bruke modellene de dagene man har overganger. Alternativt kan man benytte lag for pris på den nye kontrakten selv om laget ikke vil være “nærmest til levering” for overgangsdatoene.

Det er ikke funnet autokorrelasjon i modellens feilledd.



Figur 7.2: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

Summen av kvadrert avvik (RSS), RMSE og R^2 er gitt i Tabell 7.3.

RSS	$23,3 * 10^3$
R^2	0,995
RMSE	5,69
Antall observasjoner	730

Tabell 7.3: Modellens tilpasning

Tabell 7.4 viser de estimerte parameterne for modellen. $Spot^3$ er ikke innenfor signifikansnivået, men beholdes likevel på grunnlag av F-testen. $Lag_1(F_{\text{åpne}})$ beholdes selv om estimatet for denne variabelen ikke er signifikant, da denne er med på å redusere t-verdien for β_2 . Fortegnet til parameterne for nedbør- og temperaturvarselet er negativt slik som forventet. Feilleddet er heteroskedastisk og det er derfor benyttet t- og p-verdier som er justert for dette.

Parameter	Estimat	H. C t-verdi	H. C p-verdi
β_1	-0,116	-0,932	0,351
β_2	1,13	9,07	0,00
β_3	$-8,54 \cdot 10^{-4}$	-73,3	0,00
β_4	26,1	2,93	0,00341
β_5	$-1,28 \cdot 10^{-8}$	-1,51	0,131
β_6	-0,722	-5,82	0,00
β_7	-0,249	-1,98	0,048
β_8	0,00137	2,95	0,00318
β_9	0,263	2,24	0,025

Tabell 7.4: Estimerte parametere med t- og p - verdier

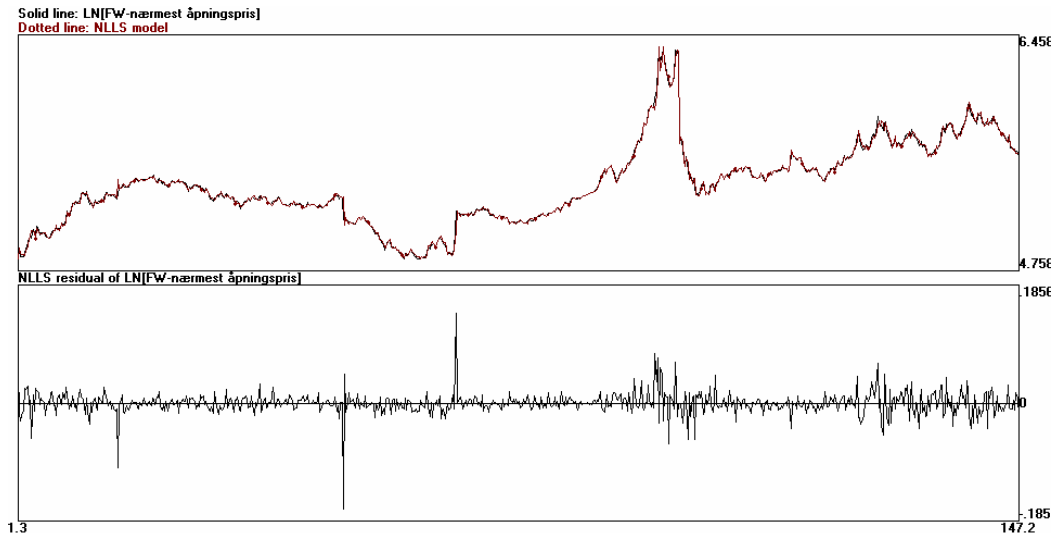
Feilleddene for dagsnivåmodellen ligger mer sentrert rundt null enn feilene for ukemodellen, samtidig som variansen og standardavviket er mindre. Feilleddet er ikke normalfordelt (se Vedlegg C) og sikkerheten til p-verdien må derfor tolkes med varsomhet.

7.2.2. Modell for Ln(åpningspris på forwardkontrakt)

Det ble også forsøkt med modeller for den ln-transformerte åpningsprisen på sesongkontraktene. Den modellen som gav best resultat var på samme form som den for åpningsprisen;

$$\ln F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * (\ln F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{\text{stenge}}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * spot^3 + \mathbf{b}_6 * nedbvarsel + \mathbf{b}_7 * tempvarsel + \mathbf{b}_8 * faktned + \mathbf{b}_9 * fakttemp \quad (7.4)$$

Plottet for denne regresjonen er vist i Figur 7.3. Feilene er mindre i ekstremprisperioden for denne modellen enn de er i F-modellen. Tre av sprangene i nivå mellom ulike kontrakter gir store feilledd i første del av datasettet.



Figur 7.3: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen.

R^2 for denne modellen er 0,997.

RSS	0,260
R^2	0,997
Antall observasjoner	730

Tabell 7.5: Modellens tilpasning

For feilleddet er det funnet signifikante verdier for heteroskedastisitet. T- og p - verdiene til parameterestimatene er justert for dette. Alle estimatene er signifikante med unntak av $spot^3$ og temperaturvarsel. F-testen viser derimot at modellen passer bedre til datasettet om man tar med $spot^3$ og temperaturvarsel enn om denne utelates. T-verdien for β_2 er høy. Det ble gjort forsøk på å redusere denne ved å ta med tidstrender og flere lag uten at det hadde noen effekt.

Parameterestimatene har samme fortegn for $\ln(F)$ -modellen som for F-modellen.

Parameter	Estimat	H. C t-verdi	H. C p-verdi
β_1	-0,167	-2,62	0,0087
β_2	1,17	18,3	0,00
β_3	$-1,94 \cdot 10^{-6}$	-85,8	0,00
β_4	0,149	2,28	0,0229
β_5	$-2,63 \cdot 10^{-11}$	-1,24	0,214
β_6	$-2,93 \cdot 10^{-3}$	-6,95	0,00
β_7	$-7,29 \cdot 10^{-4}$	-1,73	0,0834
β_8	$5,48 \cdot 10^{-6}$	3,19	0,00145
β_9	$8,59 \cdot 10^{-4}$	2,08	0,0376

Tabell 7.6: Estimerte parametere med t- og p - verdier

Feilleddene er ikke normalfordelt for \ln -modellen. Modellen er tilnærmet forventningsrett, men har høy kurtosis og negativ skewness. Det vil si at fordelingen er samlet om null, men

har lange haler og at det er større sannsynlighet for negative ekstremverdier. Det ble ikke funnet autokorrelasjon i feilleddet for denne modellen.

7.2.3. Sammenlikning av modellene på dagsnivå

For å sammenligne ln(F)-modellen og F-modellen ble det utført en P_E-test. Testen ble utført på følgende form;

$$F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_1 * lag_1(F_{\hat{a}pne}) + \mathbf{b}_2 * F_{stenge} + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{stenge}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * spotpris^3 + \mathbf{b}_6 * nedbvarsel + \mathbf{b}_7 * tempvarsel + \mathbf{b}_8 * faktned + \mathbf{b}_9 * fakttemp + \mathbf{g}_0 * \left[\ln(F) - \ln(\hat{F}) \right] \quad (7.5)$$

$$\ln F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F_{\hat{a}pne}) + \mathbf{b}_2 * (\ln F_{stenge}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{stenge}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * spot^3 + \mathbf{b}_6 * nedbvarsel + \mathbf{b}_7 * tempvarsel + \mathbf{b}_8 * faktned + \mathbf{b}_9 * fakttemp + \mathbf{g}_1 * \left[\hat{F} - EXP(\ln(F)) \right] \quad (7.6)$$

Regresjon på disse ligningene gav γ_0 signifikant med p-verdi på 0,0048 og γ_1 ikke- signifikant med en p-verdi på 0,0818. Feilleddene for de to regresjonene er ikke normalfordelt og det må også her tas hensyn til dette ved tolkning av sikkerheten til p-verdien. Testen indikerer likevel at F-modellen er bedre enn ln-modellen.

7.2.4. Out of sample

Det ble foretatt en out-of-sample test for den dagsmodellen som P_E-testen angav som den beste modellen for forwardprisen, altså modellen for F. Estimaten er gjengitt i Vedlegg D.

β_2 er tilnærmet lik for alle tre periodene. For værvariablene ser det ut til at parameterne estimert på hele perioden ligger midt mellom parameterne estimert i de to periodene. Av estimatene fra de siste 380 observasjonene er det bare spot³ som ikke er signifikant. For de første observasjonene er det derimot fire av parameterne som er ikke signifikante; spot³, temperaturvarsel, faktisk temperatur dagen før og D₃.

Chow-testen viser at de parameterestimaten for de to periodene er signifikant ulike.

Det kvadrerte avviket for hele tidsserien er størst for modellen estimert på de første 350 observasjonen. Dette kan komme av at det er blant de 380 siste observasjonene vi ser ekstremverdier for prisen og at modellen estimert på den "roligere" første delen har større problemer med å fange opp disse endringene.

7.2.5. Ramsey RESET-test

For den beste dagsmodellen ble det foretatt en Ramsey RESET-test.

$$F_{\hat{apne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\hat{apne}}) + \mathbf{b}_2 * F_{\text{stenge}} + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{\text{stenge}}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nedbvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{faktned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp} + \mathbf{a} * \hat{F}^2 \quad (7.7)$$

En regresjon på ligning (7.7) gir en α på $1,0 * 10^{-5}$. T- og p-verdien for α er henholdsvis 0,287 og 0,774. Dette resultatet støtter opp om den valgte funksjonsformen. Heller ikke denne regresjonen har feilledd som er normalfordelte, det må derfor tas hensyn til dette ved tolkning av t- og p - verdiene.

8. UKEKONTRAKTER

Ukefutureskontraktene som omsettes på Nord Pool legges ut løpende åtte uker før levering og gjelder for 1 MWh alle timene fra mandag til og med søndag for den aktuelle uken. For modellene har vi valgt å se på den ukekontrakten som til enhver tid er nærmest levering. Korrelasjonen mellom stengeprisene for kontraktene med en uke til levering og de med to, tre eller fire uker til levering er på henholdsvis 0,995, 0,989 og 0,985. Tilsvarende tall for åpningsprisene er 0,994, 0,987 og 0,982.

For å redusere støy ble det først konstruert en modell på ukenivå. Deretter ble det forsøkt å lage en modell for å predikere åpningsprisene ved bruk av stengeprisene dagen før og den informasjonen som kommer i løpet av natten.

8.1. Ukenivå

På ukenivå har vi en tidsrekke av stengepriser på torsdager for ukekontraktene. Også her bruker vi onsdagspriser i de tilfellene hvor det ikke finnes torsdagspriser.

8.1.1. Modell for futurepris

Det er forsøkt laget modeller med en rekke fundamentalvariable i tillegg til lag av pris og spotpris, men den beste modellen viste seg å være slik som vist i (8.1). En nærmere beskrivelse av disse modellene finnes i Vedlegg G.

Av de modellene som ble testet for prediksjon av stengeprisen F gav følgende ligning best resultater:

$$F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 \quad (8.1)$$

RSS	$27,6 * 10^4$
R^2	0,871
RMSE	43,5
Antall observasjoner	150

Tabell 8.1: Modellens tilpasning

Ligning (8.1) gav en R^2 på 0,871. $\text{Lag}_2(F)$ er tatt med for å redusere en høy t-verdi for β_1 .

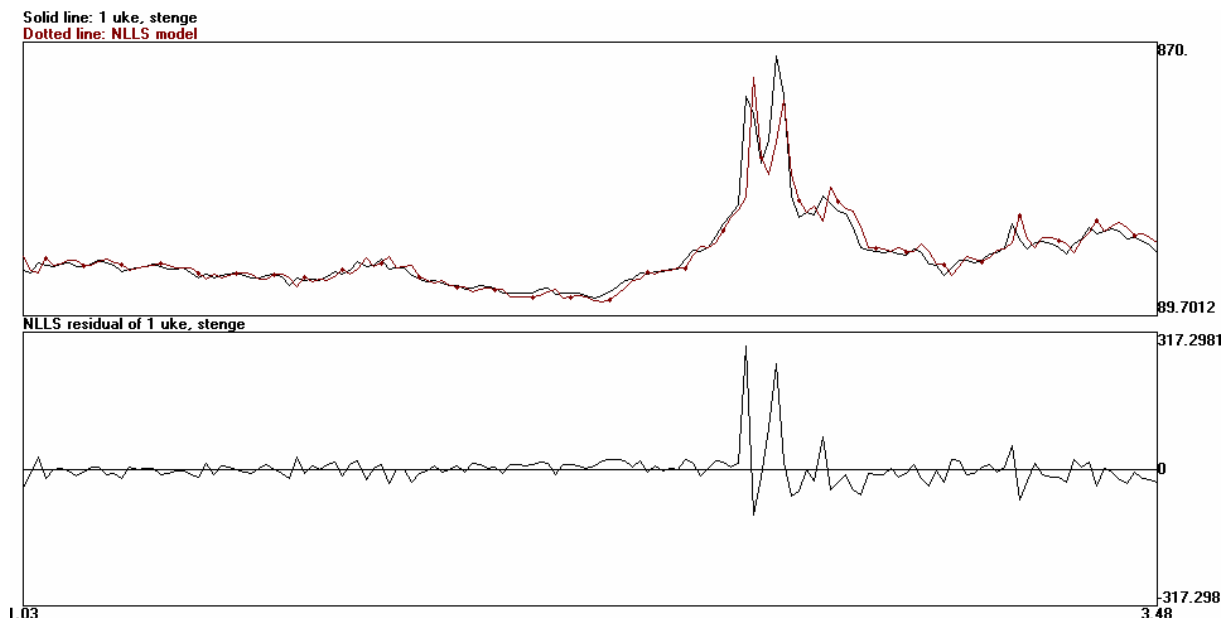
Det er utført autokorrelasjonstester på residualene uten at vi har funnet signifikante verdier for dette. Tilsvarende er modellen testet for heteroskedastisitet. Vi finner at feilledet er signifikant heteroskedastisk.

Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	-39,1	-1,77	0,0768
β_1	1,33	6,91	0,000
β_2	$-7,26 \cdot 10^{-2}$	-0,603	0,547
β_3	$-8,96 \cdot 10^{-7}$	-4,40	0,000

Tabell 8.2: Estimerte parametere med t- og p- verdier

Tabellen over viser parameterestimaten. Spot³ gir i alle observasjonene en høy verdi og har en svært liten, men signifikant koeffisient. T- og p- verdien forutsetter en normalfordeling av residualene. Det er ikke tilfellet for residualene for denne modellen (se Vedlegg C) og man må ta hensyn til dette ved tolkningen av sikkerheten til t- og p-verdiene.

Feilleddene har en kurtosis på 29,8 og det tilsier en fordeling som er mer samlet om midtpunktet og med lengre haler enn en normalfordeling. En positiv skewness indikerer større sannsynlighet for positive ekstremverdier.



Figur 8.1: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

Grafen over viser tilpasningen til modellen når parameterne er estimert på hele tidsperioden. Modellen synes å ha den beste tilpasningen i begynnelsen av perioden, hvor prisen ligger på et mer stabilt nivå enn senere. I perioden med høye priser, vinteren 2002/2003, ser vi at modellen gir de største residualene. I etterkant av dette treffer modellen bedre igjen. Likevel klarer den ikke å predikere den mer volatile prisutviklingen like godt. Dette resulterer i noe større residualer mot slutten. I tillegg får man en mer markant forskyvning av prediksjonen slik at den ligger over når faktisk pris går ned og under når den går opp.

Modellen klarer i liten grad å fange opp retningsendringer i prisen. Vi har imidlertid ikke klart å finne andre modeller som fanger opp disse endringene og samtidig ikke er autokorrelerte.

8.1.2. Out of sample for futurepris

Vi har testet modellen ved å estimere parameterne på første og siste del av perioden, for så å anvende disse estimatene på hele perioden, forecasting og backcasting. Modellen på ukebasis har 151 datapunkter. Vi har estimert parameterne på de første og de siste 75 observasjonene, og estimatene er gjengitt i Vedlegg D.

Estimatene for hele perioden og den siste delen er i samme størrelsesorden. Dette gjelder også de kvadrerte feilleddene. Ved å kalibrere modellen på den første halvdel av perioden får man estimater som avviker fra de andre, og man får en dårligere tilpasning. Likevel viser Chow-testen at parameterestimatene ikke er signifikant ulike for de to delperiodene.

8.1.3. Modell for Ln(futurepris)

I tillegg til den presenterte modellen for stengeprisen er det forsøkt med modeller for den transformerte stengeprisen $\ln(F)$. Den modellen som gav best resultater er vist under i ligning (8.2), og en nærmere beskrivelse av andre modeller som er testet finnes i Vedlegg G.

$$\ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(\ln F) + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 \quad (8.2)$$

RSS	1,56
R ²	0,933
Antall observasjoner	150

Tabell 8.3: Modellens tilpasning

For \ln -modellen får man en R² på 0,933. Parameterestimatene er signifikante for β_1 og β_3 . Koeffisienten foran spot er igjen negativ og signifikant, men svært liten.

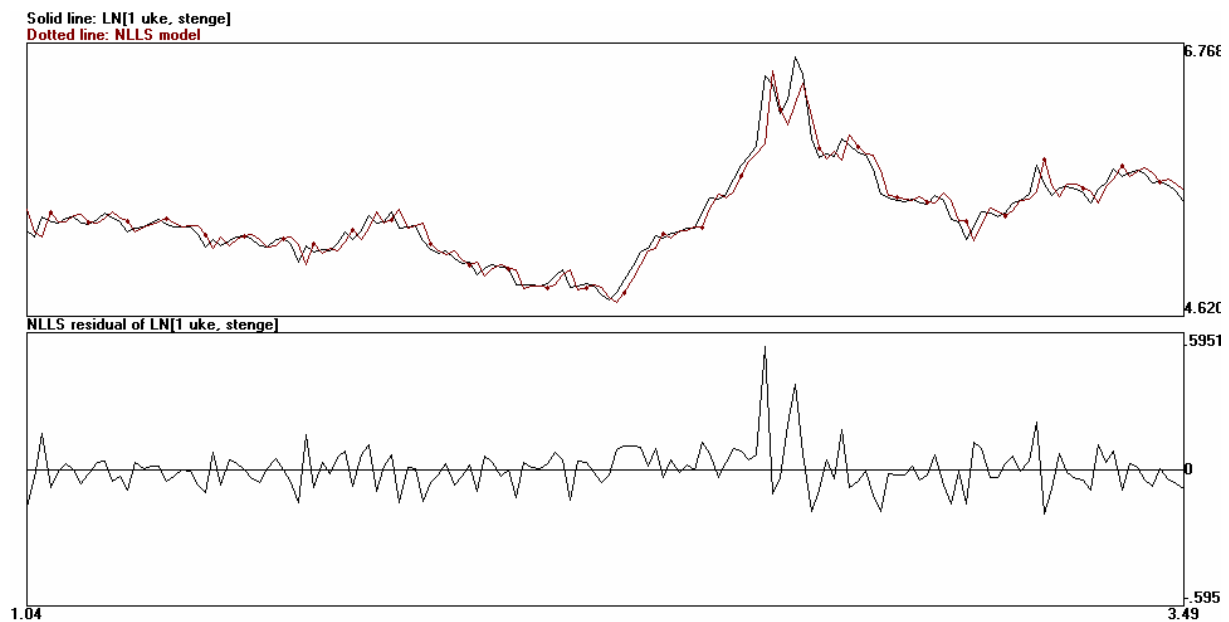
Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	-0,262	-1,28	0,202
β_1	1,18	11,5	0,000
β_2	$-1,26 * 10^{-1}$	-1,45	0,148
β_3	$-9,76 * 10^{-10}$	-3,22	0,00126

Tabell 8.4: Estimerte parametere med t- og p - verdier

T- og p - verdiene i Tabell 8.4 er justert for heteroskedastisitet da dette er funnet ved tester av feilleddene. I tillegg er det utført tester for autokorrelasjon uten at vi har funnet signifikante verdier for dette.

Residualene (se Vedlegg C) har et gjennomsnitt og median nær null, noe som taler for at modellen er tilnærmet forventningsrett. En positiv kurtosis og skewness betyr at fordelingen er mer samlet om midtpunktet, men har lenger haler og en overvekt av positive ekstremverdier i forhold til normalfordelingen.

Grafen under viser faktisk pris mot predikert pris, hvor parameterverdiene er estimert på hele perioden.



Figur 8.2: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

Som man ser av grafen har denne modellen tilsvarende problem med at prediksjonen blir forskjøvet en periode i forhold til observert pris.

8.1.4. Out of sample for Ln(futurepris)

Også her har vi testet modellen ved å estimere parameterne på den første og siste delen av perioden og sammenlignet resultatene. Parameterestimatene er beskrevet nærmere i Vedlegg D og er forholdsvis like ved estimering på hele og den siste delen av perioden. Ved estimering på den første delen av perioden avviker parameterestimatene mer, og tilpasningen til faktisk pris for hele perioden blir dårligere. For den første perioden er heller ikke koeffisienten for spot signifikant. For denne modellen forkaster Chow-testen hypotesen om at parameterestimatene er signifikant like for hele perioden.

8.1.5. Ramsey RESET-test

I tillegg er det utført en Ramsey RESET-test [Darnell, 1994]. Vi har benyttet oss av testen på følgende form:

$$F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1 F + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2 F + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 + \mathbf{a} * \hat{F}^2 \quad (8.3)$$

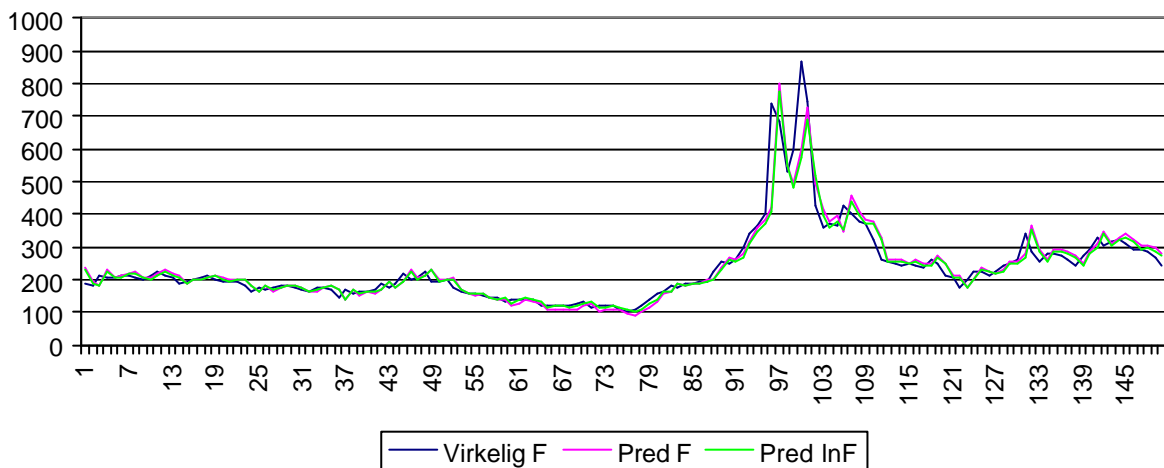
$$\ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(\ln F) + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 + \mathbf{1} * (\hat{\ln F})^2 \quad (8.4)$$

Ved å kjøre denne testen får vi p-verdier for α på 0,752 og λ på 0,161, altså er begge ikke-signifikante. Det vil si at leddet med \hat{F} og $\hat{\ln}(F)$ ikke har noe forklaringskraft, og dette støtter opp om at de valgte funksjonsformene begge er korrekte.

8.1.6. Sammenligning av modellene på ukenivå

P_E -testen ble brukt på de to modellene for ukekontraktprisen på ukenivå uten at den gav noen indikasjon på hvilken av modellene som er best. Ved å sammenligne RSS for begge ser man at modellen for F har en verdi på $27,6 \cdot 10^4$, mens $\ln(F)$ har $28,5 \cdot 10^4$.

Som en siste sammenligning av modellene for F og $\ln(F)$ visert i Figur 8.3 de to modellene plottet mot faktisk stengepris. Man kan se at modellene predikerer ganske likt, og har begge størst feil i perioden der prisene er høyest.



Figur 8.3: Plot av faktisk F og modellene for F og $\text{EXP}(\ln(F))$ på ukenivå

8.2. Dagsnivå

Etter å ha estimert modellene på ukenivå ble det forsøkt å lage modeller for dagsnivå. Med dagsnivå menes her en prediksjon av åpningsprisene ved å benytte kjent informasjon fra dagen før og den informasjonen som blir tilgjengelig over natten.

8.2.1. Modell for åpningspris på futurekontrakt

Den beste modellen for åpningsprisen F er gjengitt i ligningen under:

$$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * F_{\text{stenge}} + \mathbf{b}_3 * \text{spot} + \mathbf{b}_4 * \text{nedbvarsel} \quad (8.5)$$

Ved å kjøre en regresjon på de 726 tilgjengelige observasjonene får man en R^2 på 0,986.

RSS	$1,41 \cdot 10^5$
R^2	0,985
RMSE	13,4
Antall observasjoner	726

Tabell 8.5: Modellens tilpasning

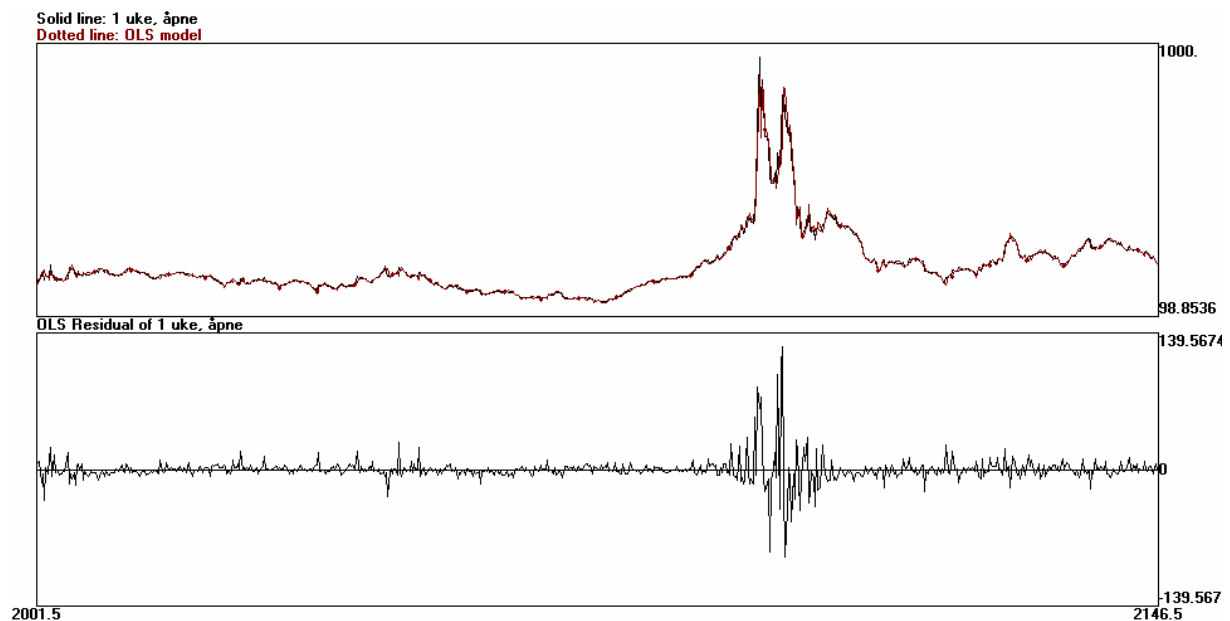
Det er funnet heteroskedastisitet i modellen. Da feilleddene ikke er normalfordelt (se Vedlegg C), vil det være usikkerhet i t- og p-verdiene. Modellen er testet for autokorrelasjon uten at man har funnet dette. Lag $F_{\text{åpne}}$ er tatt med selv om den ikke er signifikant for å hindre svært høy t-verdi for β_2 .

Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	7,64	2,23	0,0258
β_1	-0,249	-1,40	0,160
β_2	1,35	7,26	0,000
β_3	-0,101	-1,97	0,0488
β_4	-1,30	-5,19	0,000

Tabell 8.6: Estimerte parametere med t- og p - verdier

Ved å kjøre en deskriptiv statistikk på residualene ser man at modellen er tilnærmet forventningsrett. Fordelingen har en positiv skewness og en høy, positiv kurtosis. Dette betyr at residualene i større grad er samlet rundt forventningsverdien enn for en normalfordeling. Det er også en overvekt av positive ekstremverdier.

Figuren under viser tilpasningen til modellen plottet mot de faktiske åpningsprisene. Man kan se at feilene er betydelig større i perioden med høye priser.



Figur 8.4: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

8.2.2. Modell for Ln(åpningspris på futurekontrakt)

For ln-modellen har vi kommet frem til følgende ligning:

$$\ln(F_{\text{åpne}}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \ln(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * \text{nedbvarsel} + \mathbf{b}_4 * \text{fakt.nedb} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{\text{nedb}} \quad (8.6)$$

$\text{nedbvarsel} = 10 \text{ døgns nedbørsvarsel}$

$\text{fakt.nedb} = \text{faktisk nedbør}$

$(F - N)_{\text{nedbør}} = \text{faktisk minus normalnedbør}$

F-testen foretrekker denne modellen fremfor modeller som inkluderer spot eller spot³. En regresjon over datasettet på 726 observasjoner gir en R^2 på 0,993.

RSS	0,778
R^2	0,993
Antall observasjoner	726

Tabell 8.7: Modellens tilpasning

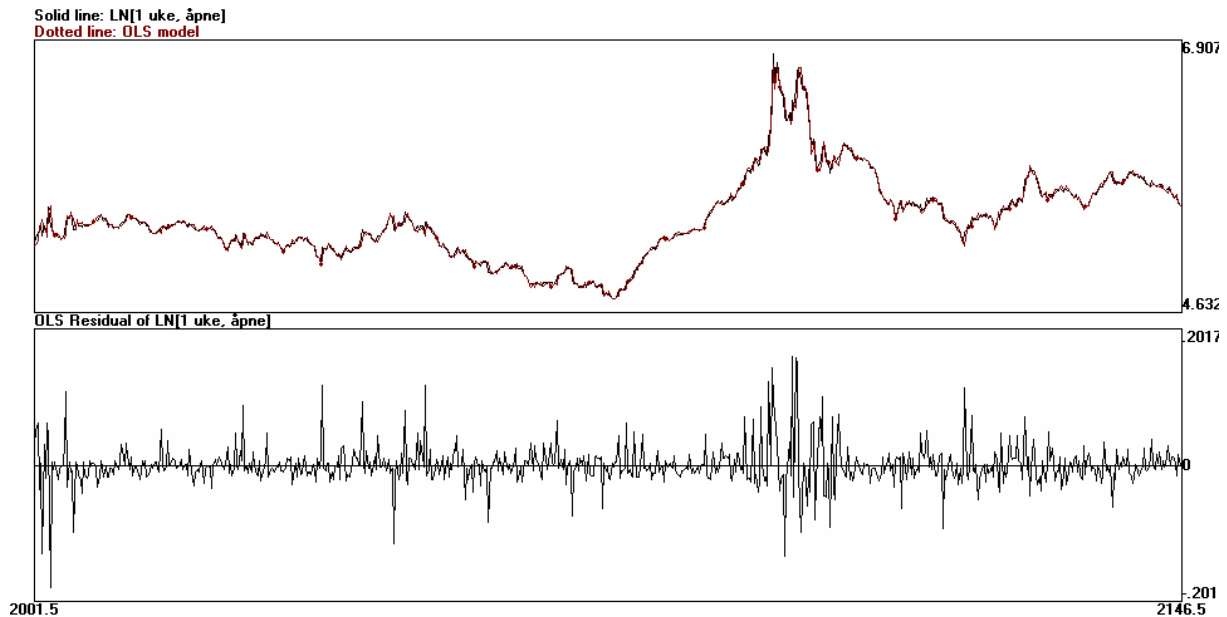
Som tabellen under viser, vil alle parametrene, unntatt konstanten og $\text{lag}_1(\ln F_{\text{åpne}})$, være signifikante. Summen av β_2 og β_1 ligger nær én, som man kan forvente, da åpningsprisen vil reflektere prisnivået dagen før. Lag av åpningsprisen er heller ikke her signifikant, men er tatt med da det eliminerer svært høy t-verdi for β_2 . Koeffisientene for nedbørsvarsel og avvik fra normalnedbør er som forventet negative. β_4 er positiv, mens vi forventet et negativt fortegn. Den er i likhet med nedbørsvarsel og $(F - N)_{\text{nedbør}}$ liten. Modellen er funnet heteroskedastisk og det er derfor benyttet H.C. verdier for t- og p-verdiene.

Parameter	Estimat	H.C. t-verdi	H.C. p-verdi
β_0	0,00487	0,177	0,859
β_1	-0,161	-1,581	0,114
β_2	1,160	11,2	0,000
β_3	-0,00458	-7,96	0,000
β_4	0,00005	5,595	0,000
β_5	-0,00005	-5,493	0,000

Tabell 8.8: Estimerte parametre med t- og p-verdier

Ved å kjøre en deskriptiv statistikk på residualene (se Vedlegg C) ser man at modellen er tilnærmet forventningsrett, men har en positiv kurtosis og skewness.

Grafen under viser modellens prediksjon mot faktisk åpningspris og residualene. Man kan se at modellen vil ha en noe dårligere tilpasning i perioder med høyere priser, slik som det også ble observert i modellene på ukenivå. Modellen er testet for autokorrelasjon uten at der er funnet signifikante verdier.



Figur 8.5: Sammenligning av faktisk pris (svart linje) og predikert pris (rød linje), den nederste grafen viser feilleddene til modellen

8.2.3. P_E -testen

For å sammenligne modellen for $F_{\text{åpne}}$ og $\ln(F_{\text{åpne}})$ har vi benyttet P_E -testen, med følgende ligninger:

$$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * F_{\text{stenge}} + \mathbf{b}_3 * \text{spot} + \mathbf{b}_4 * \text{nedbvarsel} + \mathbf{g}_0 \left[\ln(F) - \ln(\hat{F}) \right] \quad (8.7)$$

$$\begin{aligned} \ln(F_{\text{åpne}}) = & \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \ln(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * \text{nedbvarsel} \\ & + \mathbf{b}_4 * \text{faktnedb} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{\text{nedb}} + \mathbf{g}_1 \left[\hat{F} - \exp(\ln(F)) \right] \end{aligned} \quad (8.8)$$

Ved å teste hypotesene $\gamma_0 = 0$ og $\gamma_1 = 0$ får man p - verdier på henholdsvis 0,000 og 0,908. Det vil si at man kun får en signifikant verdi for γ_0 og at testen antyder at modellen for F er den beste [Darnell, 1994].

8.2.4. Out of sample

For ytterligere å teste den beste av dagsmodellene, altså ligning (8.5), har vi foretatt en out-of-sample test. For nærmere beskrivelse av estimatene, se Vedlegg D. Vi har estimert modellen på de 350 første og de 375 siste observasjonene. For estimatene på de to delperiodene er $\text{lag}_1(F_{\text{åpne}})$ og spot ikke-signifikante. Parameterestimatene er i sammenstørrelsesorden og med samme fortegn som ved estimering på hele perioden. Summen av de kvadrerte feilleddene er minst når parameterne blir estimert på hele perioden. Også for denne modellen vil Chow-testen forkaste hypotesen om at parameterestimatene er like for hele perioden.

8.2.5. Ramsey RESET-test

I tillegg er det utført en Ramsey RESET-test [Darnell, 1994]. Vi har benyttet oss av testen på følgende form:

$$F_{\hat{y}} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1 F_{\hat{y}} + \mathbf{b}_2 * F_{stenge} + \mathbf{b}_3 * spot + \mathbf{b}_4 * nedbvarsel + \mathbf{a} * \hat{F}_{\hat{y}}^2 \quad (8.9)$$

Testen innebærer en regresjon på den samme ligningen som opprinnelig testet, men lagt til et ledd av den kvadrerte predikerte y -verdien, her $\hat{F}_{\hat{y}}$. Ved å kjøre denne testen får vi et estimat for α på 0,00001 og en p -verdi på 0,809. Feilleddene er ikke normalfordelte, så det vil være en usikkerhet i p -verdien, men den ligger langt over signifikansnivået på 0,05. Det vil si at leddet med $\hat{F}_{\hat{y}}$ ikke har noe forklaringskraft og dette støtter opp om at den valgte funksjonsformen er den korrekte.

9. DISKUSJON

9.1. *Bruk av lag – spuriøse resultater*

For alle modellene har vi brukt minst et lag av den avhengige variabelen. Dette har vært nødvendig for å eliminere autoregresjon i modellen. Konsekvensene av autoregresjon i en modell kan være at parameterne får feil verdier, at ikke-signifikante parametere fremstår som signifikante og at man risikerer å inkludere variable som ikke har noen virkelig forklaringskraft. Dette kan resultere i en modell som beskriver datasettet godt, men uten evne til å predikere fremtidige priser. Regresjonene uten lag som ble utført i denne oppgaven var spuriøse og gav falske resultater.

Spuriøs korrelasjon oppstår som en følge av at variable kan dele en felles trend uten at de har innvirkning på hverandre. Det vil si at korrelasjonen mellom dem skyldes omstendigheter som ligger utenfor deres samspill. Klassiske regresjonsteknikker vil i slike situasjoner være ugyldige. Ved regresjon på variable med spuriøs korrelasjon vil man få tilsynelatende statistisk signifikante resultater, men disse reflekterer en felles trend heller en underliggende sammenheng. Regresjonsresultat med høy R^2 , høye t -verdier og lav Durbin-Watson er et klassisk symptom på en spuriøs regresjon. Signifikansen av de estimerte koeffisientene er spuriøse, eller uekte [Darnell, 1994].

Tidsrekkene for priser som er benyttet i denne oppgaven har vist seg å være integrert av orden $I(1)$. Når vi kjørte regresjonen utelukkende på den fundamentalinformasjonen vi hadde, fikk vi forholdsvis høy R^2 . T -verdiene for parameterestimaterne var også høye, men vi fikk autokorrelasjon i feilledet. Ved å ta med lag på den avhengige variabelen vil man eliminere den autokorrelasjonen som ligger i tidsrekkene. Vi forsøkte å utelate lag og i stedet ta med andre variable for å se om dette kunne eliminere autokorrelasjonen. Ingen slik kombinasjon av variable ble funnet, så for å unngå autokorrelasjon og spuriøse resultater ble det tatt med lag i ligningen.

Ved å inkludere lag av den avhengige variabelen får vi altså en modell uten autokorrelasjon. Konsekvensen av dette ut fra prediksjonshensyn blir at den predikerte prisen er sterkt avhengig av den forrige kjente prisen. Dette kommer tydelig frem på grafene for en del av modellene der prediksjonen i stor grad er forskjøvet en tidsenhet i forhold til den faktiske prisen. Vi vil komme tilbake til fundamentalinformasjonens påvirkning på prisene senere i dette kapittelet, men i stor grad synes prediksjonen å være basert på siste kjente pris. Som diskutert i kapittel 3 vil all informasjon være absorbert i prisene i et effisient marked. På ukenivå vil man i et effisient marked predikere at neste ukes pris er lik siste kjente stengepris. På dagsnivå vil man ha fått noe ny informasjon mellom stengepris og åpningspris, men likevel vil mye informasjon være absorbert i siste kjente pris. Ut fra en slik teori vil det være naturlig at prediksjonen er sterkt avhengig av siste kjente pris.

9.2. *Modellenes resultater*

Modellene som er presentert i kapittel 6, 7 og 8 har en R^2 fra 0,871 til 0,997. En av grunnene til den høye forklaringsgraden er at modellene tar inn lag, og som forklart er siste kjente pris ofte en god prediksjon i seg selv.

Begge kontraktene og spotprisen har en R^2 som er høyere for dagsmodellene enn for modellene på ukenivå. I alle modellene er forrige pris benyttet. Det er rimelig å anta at prisen i går (for dagsmodellene) kan forklare mer enn prisen for en uke siden (for ukemodellene) og at dette er en viktig årsak til at vi har en høyere R^2 for dagsmodellene enn for ukemodellene. I det nordiske kraftmarkedet forventer vi at ny informasjon raskt absorberes i prisen. Det vil i løpet av en uke komme mye ny informasjon som vil være avgjørende for prisutvikling på Nord Pool, for eksempel nye værvarsel og faktiske værforhold. Det er derfor ikke overraskende at resultatene for prediksjoner blir dårligere jo lengre frem i tid man prøver å forutsi prisen.

En kan også se at flere værvariable er med i modellene for åpningspriser enn for de på ukenivå. Værvarselet som kommer over natten er informasjon som ikke er inkludert i stengeprisen og en kan forvente at prisen vil justere seg avhengig av varselet man får. På ukenivå brukes stengepris som vi forventer at har absorbert siste kjente værvarsel. I uken mellom prediksjon og den faktiske prisen vil det også komme flere værvarsel, og vi antar at dette er forklaringer på at varselet som er tilgjengelig ved prediksjon vil ha en forklaringsgrad som er lavere på ukenivå enn på dagsnivå.

P-verdien til de ulike parameterne ligger ikke alltid innenfor det satte signifikansnivået. Når variablene likevel er tatt med, er det fordi disse hindrer autokorrelasjon i feilledet og/eller reduserer i utgangspunktet høye t-verdier for noen av de andre parameterne i modellen. Andre variable som ikke ble signifikante ble fjernet fra modellene.

Alle modellene har i tillegg til lag annen prisinformasjon i modellen. Dette vil si at kontraktprisene vil ha spot som en forklaringsvariabel, og spotprisen vil ha prisen på ukekontraktene som en forklaringsvariabel. Det er vanskelig å på forhånd ha en formening om hvilken vei spotprisen vil justere den predikerte kontraktsprisen, om spotparameteren bør ha et positivt eller negativt fortegn. Dette varierer også mellom de ulike modellene.

For modellene der vi har med to lag, vil vi forvente at summen av disse to koeffisientene til sammen vil ligge i nærheten av én fordi prisen vil ligge på noenlunde samme nivå som sist kjente pris, men justert for ny informasjon om fundamentale forhold. For kontraktprisene ser vi at summen i hovedsak ligger over én. En mulig forklaring til hvorfor vi får dette er at man kan se en tendens til høyere priser mot slutten av perioden. En tilpasning av en modell vil derfor prøve å forklare denne trenden. Dette kan resultere i at en modell vil predikere en stadig prisøkning. Vi prøvde å unngå dette ved å legge inn en tidstrend som skulle eliminere et slikt trekk, men denne forbedret ikke modellene i særlig grad og endringene på de to lag-parameterne ble ikke store i forhold til de som presenteres i denne oppgaven.

For hydrobalansen venter vi å få et negativt fortegn for parameterne, fordi vi antar at et positivt avvik fra normaltilstanden vil senke prisen, mens et negativt avvik fra normalen vil heve prisen på kraft. På samme måte vil vi forvente at en forverring av hydrologisk balanse vil øke prisen. For alle modellene der hydrologisk balanse ble tatt med fikk vi fortegn som forventet.

Når vi har våte og varme værvarsel, vil vi forvente en nedgang i prisen fordi hydrologisk balanse forbedres på grunn av økt tilsig og redusert forbruk. Det vil si at vi også for disse variablene forventer negative fortegn. Det får vi for alle modellene med unntak av ln(S)-modellen for ukenivå. P_E -testen foretrekker imidlertid S-modellen fremfor ln(S)-modellen. En sammenligning mellom faktisk nedbør og normalnedbør i modellene gir også fortegn som

forventet. Det gjør derimot ikke faktisk temperatur og nedbør dagen før. For sesongkontraktene på dagsnivå benyttes både værvarsel og gårsdagens faktiske vær i modellene. Det kan tenkes at gårsdagens vær virker justerende på de varslene man har for neste periode, men vi har i utgangspunktet ikke noen god forklaring på hvorfor vi får positive fortegn på disse variablene.

De fleste modellene har størst feilledd når det er høye priser. Det ble forsøkt med GARCH-modeller for å modellere variansen i feilleddet i et forsøk på å forbedre modellene. Modellene ble imidlertid ikke bedre, så de enklere ble foretrukket.

9.3. Ekstrempriser og endring i prisnivå

Som nevnt skaper perioden med høye priser vinteren 2002/2003 problemer for de fleste modellene. Modellene er konstruert på bakgrunn av fundamentalinformasjon og vil ikke kunne predikere ekstrempriser som ikke er basert på fundamentale forhold. Da modellene har med lag av prisen, vil prediksjonen justere seg til et nytt nivå én tidsenhet etter en faktisk opp- eller nedgang. I perioder med svært volatile priser, der disse ikke grunner i fundamentale forhold, vil modellen ha store feilledd.

Ved å se på prisutviklingen for spot og de to kontraktene, ser man at prisen etter vinteren 2002/2003 ligger på et høyere nivå og er mer volatil enn i den første delen av perioden. Vi har valgt å benytte hele datasettet vi har hatt tilgjengelig. Vi har også valgt å inkludere perioden vinteren 2002/2003 med ekstrempriser, selv om en slik situasjon til nå bare har forekommet en gang. Med det forholdet mellom kapasitet og etterspørsel man har i dag kan man ikke utelukke at det vil komme tilsvarende situasjoner i fremtiden.

For praktiske formål kan man argumentere med at den siste delen av perioden, fra vinteren 2003, kan synes å være mest representativ i forhold til den situasjonen man har i dag. Det vil likevel være gunstigere jo flere observasjoner man har når man skal konstruere og teste modeller. Dette er bakgrunnen for at vi har valgt å benytte perioden fra januar 2001 til desember 2003. For praktiske formål er det likevel mulig å bare bruke den siste perioden når en skal estimere parameterne.

9.4. Modellenes stabilitet

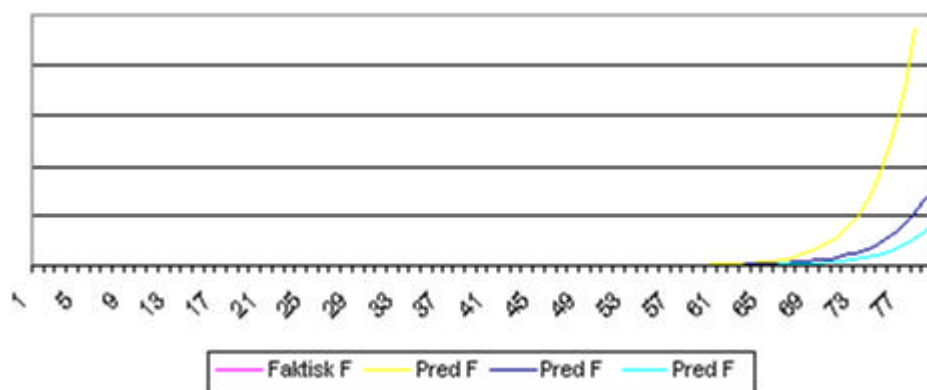
Når en benytter en tidsrekke der prisutviklingen synes å ha endret karakter fra første til siste del, er det relevant å diskutere hvor stabile modellene er. Vi har testet parameterestimaten med Chow-testen. Denne testen viste at estimatene beregnet på første og siste del av perioden var signifikant ulike for de fleste modellene. Konsekvensen av at parameterestimaten blir ulike beregnet på forskjellige deler av tidsrekken er at modellene må reestimeres ofte.

Det kan være verdt å merke seg at det ikke alltid er de samme variablene som får signifikante parameterverdier når man deler opp datasettet i en første og siste del. For sesongkontraktene på ukenivå og spotprisen på uke- og dagsnivå er variabelen knyttet til den hydrologiske balansen ikke-signifikant når man estimerer på den første perioden, mens den er signifikant ved estimering på den siste delen. En mulig forklaring på dette er at det i den siste perioden er en større ubalanse mellom etterspørsel og vannressurser i systemet. Den hydrologiske balansen vil derfor ha en større innvirkning på prisen i den siste perioden. I den første

perioden, der systemet ikke er like presset, vil denne variabelen ikke få samme forklaringskraft.

Den samme argumentasjonen kan man bruke for temperaturvariablene som benyttes i de ulike modellene; temperaturvarsel, faktisk temperatur og differansen mellom faktisk og normal temperatur. Disse tre variablene fikk ikke signifikante parametere i første periode, mens de ble signifikante for den siste. En presset situasjonen i systemet gjør at temperatur (som vil påvirke forbruket og snøsmelting) får en økt forklaringsgrad for prisen. Forholdet mellom etterspørsel og produksjonskapasitet i Nord Pool - området har utviklet seg skjevt med tanke på at etterspørsel øker mer enn tilbudet. En videre utvikling i samme retning kan forsterke betydningen av hydrologiske forhold for prisutviklingen.

For å illustrere modellens evne til å predikere har vi tatt utgangspunkt i den siste halvdel av tidsserien. Vi har estimert parameterne på hele eller deler av denne prisrekken. Ved fortsatt å benytte den siste halvdel av observasjonene lar vi modellen predikere prisene ved å hente all informasjon i markedet for den første halvdel av observasjonene. For den siste delen vil modellen ta inn siste beregnede pris som lag i stedet for å hente faktisk prisinformasjon i markedet. Med en stokastisk prosess i prisen vil usikkerheten i modellen øke dramatisk med tiden. Grafen under viser modellen for ukeskontraktene på ukensnivå, hvor vi har estimert modellen på ulike deler av tidsserien.

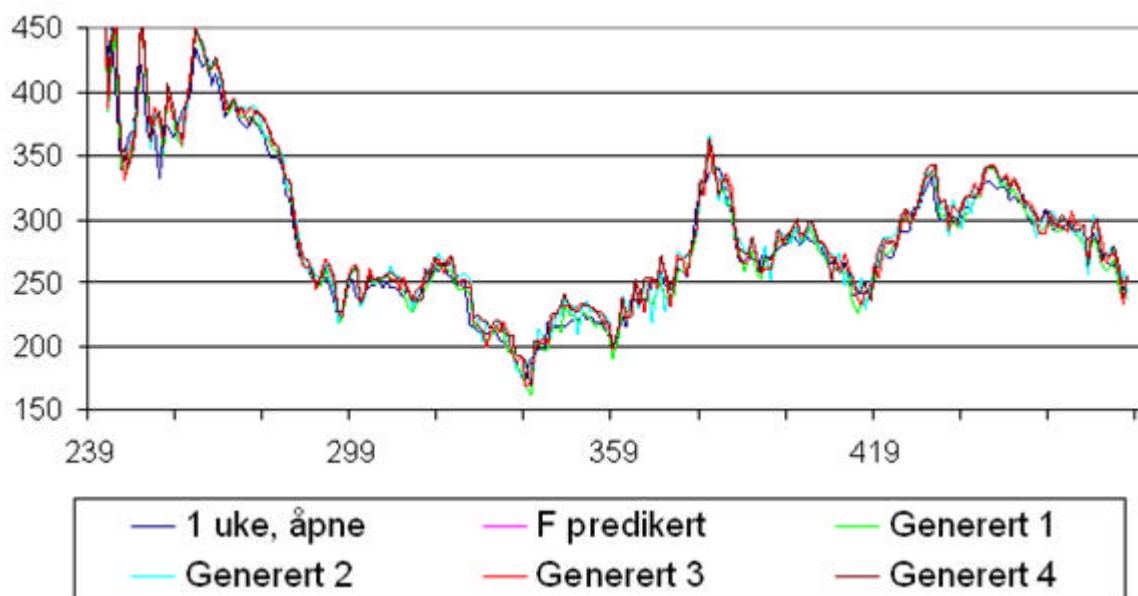


Figur 9.1: Ukeskontrakter på ukensnivå

Grafen viser tydelig at modellen gir en ekstrem prisutvikling utover i tid. Når modellen ikke kan hente faktisk prisinformasjon fra markedet makter den ikke å justere seg tilbake til et normalnivå, men man får en spiraleffekt som resulterer i svært høye priser. Man kan se at den samme effekten inntreffer selv om modellen er estimert på ulike deler av den siste perioden. Modellen er konstruert for å predikere en uke frem i tid og vi ser ved hjelp av denne grafen betydningen av å stadig ta inn faktisk prisinformasjon for å få fornuftige resultater.

Lag-ene er som tidligere nevnt av stor betydning for prediksjonen. Ved å la modellen ta inn de beregnede prisverdiene slik som illustrert i Figur 9.1, vil prisutviklingen være svært følsom i forhold til de siste prisene som hentes inn fra markedet. Hvis man ved siste prisobservasjon har priser som ikke er representative for perioden, vil dette påvirke prediksjonene utover i tid ved at feilene blir større raskere. Man kan derfor diskutere om inputprisene, det vil si siste kjente markedspriser, bør være vektete verdier, som for eksempel et snitt over uka, for å hindre at enkeltstående ikke-representative priser skal være avgjørende for den følgende prediksjonen.

For å illustrere hvordan prediksjonen påvirkes av fundamentalvariablene har vi for den siste delen av tidsserien lagt inn genererte verdier for disse. Som eksempel har vi brukt ukekontrakter på dagsnivå. De genererte verdiene er for nedbørsvarelet og er konstruert ved å bruke en random - funksjon. Dette vil ikke gi helt realistiske verdier, men da nedbørsvarelet er stokastisk finner vi metoden tilstrekkelig tilfredsstillende for å illustrere et poeng. Modellen er estimert på den siste halvdel av observasjonene og Figur 9.2 illustrerer den predikerte prisutviklingen for de siste observasjonene for ulike nedbørsscenarier.



Figur 9.2: Ukekontrakter på dagsnivå

En direkte sammenligning mellom prediksjonene med genererte nedbørsverdier og den faktiske prisen har ingen verdi i seg selv, men grafen illustrerer at prediksjonen varierer når fundamentalvariabelen knyttet til værvarselet endres.

En annen problemstilling knyttet til stabiliteten til modellene er eventuelle endringer i systemet. Slike endringer kan være av typen nye eller bortfall av produksjonsenheter og endring i overføringskapasitet ut av Nord Pool - området. Aktuelle eksempler er bygging av gasskraftverk, nedlegging av kjernekraft i Sverige og nye sjøkabler til kontinentet. Man kan anta at i et system der andel vannkraftprodusert elektrisitet er mindre enn i dag, vil prisen være mindre avhengig av hydrologiske forhold. Endrede rammebetingelser kan også påvirke sammenhengene i systemet. CO₂-kvoter og grønne sertifikater er eksempler på dette. Man må være oppmerksom på at store systemendringer i Nord Pool - området kan påvirke modellenes gyldighet.

9.5. Praktisk tolkning av modellene

Som det er nevnt i kapittel 3 vil det være utnyttelsen av tilgjengelig informasjon som vil gjøre det mulig å tjene penger på trading og ikke at man har *mer* informasjon enn konkurrentene. Vi har presentert modeller for kontrakter og spotpris på ukes- og dagsnivå. De ulike tidsperspektivene for modellene vil ha betydning for hvilket perspektiv man har på tradingen.

9.5.1. Dagsnivå

Åpningsprisen for kontraktene, gitt av modellene på dagsnivå, kan sees på som den prisen modellen anser at markedet "burde" ha åpnet på, gitt informasjon fra forrige dag og siste natts værvarsel. Hvis prisen avviker fra dette vil vi forvente at den justeres opp mot prediksjonen i løpet av en viss tid og at man dermed kan handle på differansen mellom faktisk åpningspris og forventet åpningspris. En modell med dagsperspektiv vil ha tidsbegrenset aktualitet og man vil ha et intradag tradingperspektiv, det vil si at man lukker sine posisjoner før markedet stenger hver dag.

Spotprisen og kontraktsprisene er ulike med tanke på at kontraktene gjøres opp finansielt, mens spotprisene er pris på faktisk leveranse. Dette fører til at man ikke kan drive spekulasjon på spotpriser på samme måte som man gjør for kontraktsprisene. Spotprismodellen for dagsnivå kan blant annet brukes som et verktøy for å bestemme innmelding til spot for neste dag [Fleten og Pettersen, 2004].

9.5.2. Ukenivå

Den predikerte prisen på ukenivå kan sees på som den prisen modellene anser at markedet burde ligge på om én uke. En vil forvente at et avvik fra denne vil justeres inn i løpet uken og man kan handle på prisdifferansen. Man har dermed et tradingperspektiv på en uke. Ukeperspektivet for spotprisen vil være noe annerledes enn for kontraktsprisene. En modell for spotprisen om en uke kan hjelpe en beslutningstaker med planlegging av hvilke posisjoner man ønsker å innta i markedet.

9.6. *Mulige videreføringer av modellene*

Ideelt sett burde man hatt tilgang til lengre tidsserier hvor rammebetingelsene i markedet er de samme. Modellene i denne oppgaven klarer ikke å fange opp endringer i ytre forhold som har innvirkning på prisen. Når markedet opplever restriksjoner, som for eksempel begrenset overføringskapasitet, større kapasitet som blir tilgjengelig eller ikke tilgjengelig på markedet eller lovpålagte restriksjoner innføres, vil dette påvirke prisen uten at modellene klarer å predikere denne endringen. Hvis en hendelse medfører at prisen legger seg på et nytt nivå, vil modellen justere seg ved at den tar inn lag av markedspris. I det tidsintervallet hendelsen inntreffer vil modellene likevel predikere hva prisen ville vært hvis hendelsen ikke hadde inntruffet, basert på den fundamentalinformasjonen som er tilgjengelig i markedet.

Valget av mulige forklaringsvariable benyttet i denne oppgaven er basert på samtaler med aktører i markedet om hvilke faktorer som betraktes som relevante i forhold til å vurdere priser og markedet. Det er likevel mulig at vi har utelatt variable som kan ha betydning for prisen. For eksempel har vi ikke forsøkt å modellere inn oljepriser, noe som kunne vært interessant å forsøke. I tillegg er det verdt å merke seg at da modellene er basert på fundamentalinformasjon vil de psykologiske faktorene i markedet ikke være forsøkt forklart med modellene. Disse vil likevel ha betydning for prisen, og vil være årsaken til en del av feilene til modellene.

Det er i oppgaven ikke modellert forbruk i de ulike modellene. For enkelhets skyld har vi benyttet den forbruksjusterte temperaturindeksen. Forventet forbruk vil ligge i det

forbruksjusterte temperaturvarselet og faktisk forbruk i den faktiske temperaturen. Disse variablene ble derimot ikke tatt med i alle modellene og et mulig forbedringspotensiale kan ligge i å finne en bedre måte å modelere forbruket av elkraft i de nordiske landene.

I denne oppgaven har modellene et tidsperspektiv på opp til en uke. Med utgangspunkt i at modellene er basert på fundamentalinformasjon skulle det være mulig å konstruere modeller for lengre tidsperspektiv. Selv om vi ikke har oppnådd tilfredsstillende resultater for lengre tidsperspektiv i denne oppgaven vil dette være en interessant videreføring.

10. KONKLUSJON

Formålet med denne oppgaven var å konstruere og teste modeller for kraftpriser basert på fundamentalinformasjon. Det er utviklet modeller som predikerer spotpris, og kontraktspriser for uke- og sesongkontrakter. Modellene har to ulike tidsperspektiv; dagsbasis og ukbasis. Generelt har vi oppnådd de beste resultatene på det korteste tidsperspektivet.

Vi har hatt tilgang til et datasett for priser fra 11.1.2001 til 31.12.2003. I denne perioden har vi sett at prisutviklingen synes å ha endret karakter og det har vært vanskelig å finne modeller som er stabile over hele perioden. Markedet er fortsatt relativt ungt så det kan være problematisk å få tak i lange tidsserier som er gode til modellering. Dette viste seg også ved bruk av Chow-testen på modellene, hvor de fleste parameterestimater ble funnet signifikant ulike for første og siste del av perioden. Den praktiske løsningen på dette er at modellene må reestimeres ofte.

For å kunne benytte modellene til prediksjonsformål kan de ikke være autokorrelerte. Da prisrekkene i utgangspunktet var integrerte av orden $I(1)$, har vi vært nødt til å legge inn et lag av y -variabelen i modellene. Dette har medvirket til høye verdier av R^2 , da forrige kjente pris er en god prediksjon i seg selv. Flere av modellene er sterkt influert av laget. På dagsnivå vil man ha fått ny informasjon mellom siste kjente pris og prediksjonen, men på ukenivå vil fundamentalinformasjonen i større grad være absorbert i siste kjente pris.

Ut fra modellene som er konstruert og testet i denne oppgaven har vi forsøkt å belyse betydningen av fundamentalinformasjon for prisutviklingen i det nordiske kraftmarkedet. Da modellene gir noe ulike resultater, vil vi være forsiktige med å trekke frem enkeltfaktorer som viktigere enn andre. Tester på ulike deler av tidsserien kan tyde på at fundamentalinformasjon har større betydning for prisene i situasjoner hvor markedet oppfatter en presset situasjon i forholdet mellom kapasitet og etterspørsel. Det vil likevel være behov for videre forskning på området for å ytterligere kartlegge mulige sammenhenger.

11. REFERANSELISTE

Bierens, H. J. (2003), "EasyReg International", Department of Economics, Pennsylvania State University, University Park, PA

Bjerksund, P., Rasmussen, H., Stensland, G., 2000, "Valuation and risk management in the Norwegian electricity market", discussion paper 20/2000, Norwegian School of Economics and Business Administration

Darnell, A.C., 1994, "A Dictionary of Econometrics", Edward Elgar Publishing Limited, Cheltenham

EBL Kompetanse, "Utviklingen i kraftmarkedet – hva har skjedd og hvorfor?", presentasjon av Geir Holler, Statkraft, www.ebl.no

Fama, E., 1970, "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", *The Journal of Finance*, vol 25, nr 2, s. 383-417

Fleten, S.E., Lemming, J., 2003, "Constructing Forward Price Curves in Electricity Markets", *Energy Economics*, vol 25, nr 5, s. 409-424

Fleten, S.E., Pettersen E., 2004, "Constructing bidding curves for a price-taking retailer in the Norwegian electricity market", Working Paper, Department of Industrial Economics and Technology Management, Norwegian University of Science and Technology

Gjølberg, O., 2001, "When (and how) will the markets for oil and electricity become integrated? Econometric evidence and trends 1993-1999", Working Paper, Agriculture University of Norway

Gjølberg, O., Johnsen, T., 2001, "Electricity Futures: Inventories and Price Relationships at Nord Pool", Working Paper, Department of Economics and Social Sciences, Agriculture University of Norway

Hamilton, L.C., 1992, "Regression with Graphics", Wadsworth Publishing Company, Belmont, CA

Johnesen, T.A., 2001, "Demand, generation and price in the Norwegian market for electric power", *Energy Economics*, vol 23, nr 3, s. 227-251

Lucia, J., Schwartz, E., 2002, "Electricity Prices and Power Derivatives: Evidence from the Nordic Power Exchange", *Review of Derivatives Research* 5, s. 5-50

Pilipovic, D., 1998, "Energy Risk. Valuing and Managing Energy Derivatives", McGraw-Hill, New York

Toyoda, T., 1974, "Use of the Chow Test under Heteroscedasticity", *Econometrica*, vol 42, nr 3, s.601-608

www.ecmwf.int 21. mai 2004

www.nordpool.no 21. mai 2004

Pris- og fundamentalinformasjon er gjort tilgjengelig av TrønderEnergi

Vedlegg A : STATISTIKK – BEGREP OG TESTER

I dette vedlegget skal vi svært kort beskrive kjernen i de viktigste statistiske konseptene og testene vi benytter i oppgaven.

A.1 Autokorrelasjon

For å teste for autokorrelasjon finnes det mange ulike tester. Den første testen vi har benyttet er en visuell inspeksjon av feilleddene for å se om det er noe klart mønster. I tillegg har vi benyttet mer formelle tester.

For regresjoner uten lag har vi benyttet oss av Durbin-Watson testen for å teste for første ordens autokorrelasjon ved å sammenligne residualene fra periode t og $t-1$ og teste signifikansen mellom dem.

I tillegg, og for regresjonene med lag, har vi kjørt regresjoner på feilleddene av typen

$$u_t = \alpha * u_{t-i} + e, \text{ hvor } i=1,2,\dots$$

hvor vi har testet hypotesen $H_0: \alpha = 0$ for ulike i . Vi har også forsøkt med flere funksjonsformer av feilleddet [Darnell, 1994].

A.2 F-test

F-testen sammenligner nøstede modeller, det vil si modeller hvor den ene er en delmodell av den andre. Man tester hvorvidt en modell med K parametere signifikant forbedrer den enklere modell med H færre parametere. F-verdien regnes ut med ligningen under.

$$F_{n-K}^H = \frac{(RSS\{K-H\} - RSS\{K\})/H}{RSS\{K\}/(n-K)}$$

Den tilhørende p-verdien finnes ved bruk av tabell [Hamilton, 1992].

A.3 AIC

AIC står for Akaike information criteria og gir et mål for hvor godt modellen passer til dataene. Testen favoriserer modeller med små verdier for RSS, men straffer modeller med mange parametere. Resultatet er en verdi for hver modell som kan sammenlignes med andre modeller, og jo lavere verdi, jo bedre passer modellen. AIC har blitt brukt til å velge mellom ikke-nøstede modeller [Bierens, 2003].

A.4 Heteroskedastisitet

Det kalles homoskedastisitet når feilledet har en konstant varians for alle observasjonene. Når dette ikke er tilfellet, har man heteroskedastisitet. Tester for heteroskedastisitet går på undersøkelser av feilledene. Enkle tester går ut på å plote residualene eller residualene kvadrert mot predikerte verdier og visuelt eller ved beregning teste om det er en sammenheng.

Ved heteroskedastisitet er parameterestimaten fortsatt unbiased, men det er en økt usikkerhet rundt signifikansen. Når heteroskedastisiteten ikke kan elimineres ved å omspesifisere eller legge til andre forklaringsvariable, kan man benytte White's heteroscedastic-consistent variance estimator. Metoden muliggjør, ved bruk av estimator for variansen i parameterne, bruk av justerte F- og t- verdier som er asymptotisk gyldige. Disse verdiene forutsetter likevel en normalfordeling av feilledene [Darnell, 1994].

A.5 GARCH

GARCH står for en Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedastic modell, og er en metode for å modellere variansen i feilledene. I et tilfelle med GARCH(1,1) - feil vil den avhengige variansen i feilen u_t være av formen:

$$s_t^2 = g_1 s_{t-1}^2 + a_0 + a_1 u_{t-1}^2$$

Variansen er altså avhengig både av forrige feilledd og variansen i forrige feilledd. En GARCH prosessen med få ledd er funnet å prestere bedre enn en ARCH (variansen kun avhengig av forrige feilledd) prosess med flere ledd [Darnell, 1994].

A.6 Chow-test

Chow-testen er en test for strukturelle forskjeller over tid. Vi har benyttet testen for å teste stabiliteten til parameterestimaten. Tidsrekken deles opp i to deler og parameterne estimeres på de to delene og hele tidsrekken. Nullhypotesen som testes er at parameterestimaten er like i de to delene som det kjøres regresjon på. Summen av kvadrert avvik fra regresjonen på hele tidsrekken kalles RRSS, og summen av RSS for de to delperiodene kalles URSS. For en modell med k parametere og totalt T observasjoner vil testen beskrives av ligningen under:

$$\frac{[RRSS - URSS] / k}{URSS / (T - 2k)} \sim F_{k, T-2k}$$

Testen forutsetter fravær av heteroskedastisitet. Toyoda (1974) viser i sin artikkel at Chow-testen kan benyttes også under heteroskedastisitet, men det medfører en større usikkerhet rundt hvilke verdier som forkastes. Vi har valgt å benytte oss av Chow-testen som den er beskrevet over, da den også under heteroskedastisitet gir en indikasjon på stabiliteten til parameterne.

A.7 ADF

For prisrekkene vi benytter i oppgaven har vi benyttet en Augmented Dickey-Fuller-test (ADF) for å avgjøre om tidsrekkene har enhetsrøtter.

For å beskrive ADF-testen vil vi først beskrive Dickey-Fuller-testen (DF-testen). Denne testen er på formen;

$$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + e_t$$

Dersom $\theta = 0$ og ε er stasjonær så er x_t en prosess av første orden I(1). En θ som ligger mellom -2 og 0 ($-2 < \theta < 0$) gir at x_t er en stasjonær AR-prosess (autoregressiv prosess) og om $\theta > 0$ eller $\theta < -2$ er x_t en ikke stasjonær AR-prosess. DF-testen er en test for $H_0: \theta = 0$ mot $H_1: \theta < 1$. Man kan videre teste mot høyere ordens prosesser $H_0: I(2)$ mot $H_1: I(1)$ osv. For å avgjøre signifikans for θ benytter man Dickey-Fuller sine kritiske verdier som er simulert på eksperiment med "white noise". Dersom man har en regresjon av Δx_t på x_{t-1} der feilleddene er autokorrelerte vil testen ikke være effektiv. Dette er foreslått løst ved å benytte lag på Δx som en tilleggsregressor. Det er dette som kalles den utvidede DF-testen altså ADF-testen. Ligningsformen er gitt under.

$$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^k \alpha_i \Delta x_{t-i} + e_t$$

k velges slik at man sikrer at man ikke får autokorrelasjon for feilleddet. En test for enhetsrot er her en signifikanstest for θ , dersom x_t er stasjonær er $\theta = 0$. Det er ingen formell måte å velge k på, den må være stor nok til å fjerne autokorrelasjonen, men samtidig må det ikke fjernes for mange frihetsgrader. Man benytter de samme kritiske verdiene for ADF-testen som man bruker for den enklere DF-testen [Darnell, 1994].

Vedlegg B : OPPBYGGING AV MODELLENE

For å konstruere en modell som best mulig predikerer fremtidig pris har vi tatt utgangspunkt i den fundamentalinformasjonen vi har hatt tilgang til. Vi har plottet variablene mot den aktuelle prisen og kjørt innledende regresjoner med ulike funksjonsformer for å se hvilke av variablene som kunne ha en forklaringsverdi. Etter å ha eliminert variable som ikke økte forklaringsgraden for en modell satt vi igjen med ett sett av fundamentalinformasjon som kandidater til den endelige modellen.

For å finne den best mulige funksjonsform og kombinasjon av variable ble det gjennomført en grundig testing av ulike modeller. Ulike former, kombinasjoner og trender av variablene ble forsøkt inkludert i en modell. For å gi en oversikt over hovedområdene som ble testet ut gjengis disse i punktene under. I tillegg er et utvalg av modellene som ble testet gjengitt i de påfølgende vedlegg.

- **Dummyer**
Vi har forsøkt tatt inn dummyer for å glatte datasettet ved å legge inn egne variable for blant annet overganger mellom kontraktstyper, høye/lave priser, store prisendringer, sesongdummyer og helgedummyer.
- **Forsterkningsfaktorer**
Tanken bak en forsterkningsfaktor er at visse typer fundamentalinformasjon gjør at annen informasjon får større eller mindre betydning. For eksempel har vi testet en eksponentiell funksjon av hydrologisk balanse som virker som en forsterker på værvarselet.
- **Multiplisere variable med hverandre**
Vi har forsøkt å multiplisere variable som kan ha en innflytelse på hverandre. For eksempel har vi multiplisert dummyer med prisene og multiplisert hydrologisk balanse med værvarsel.
- **cos/sin-funksjoner**
Vi har forsøkt å modellere inn sesongsvingninger med cos/sin funksjoner.
- **Tidstrend**
Det er forsøkt lagt inn lineære tidstrender for hele og deler av tidsrekken.
- **GARCH - modeller**
I et forsøk på å eliminere heteroskedastiteten og forbedre modellene ble det forsøkt med GARCH - modeller.
- **Endringer i variable over tid**
For å fange opp trender i utviklingen er det forsøkt å legge inn endringer av variable over ulikt tidsrom. Dette er for eksempel gjort for hydrologisk balanse og værvarsel.

- Avvik fra normalen
Hydrologisk balanse er oppgitt i avvik fra normal. I tillegg har vi forsøkt å benytte avvik fra normalverdier for temperatur og nedbør, både for en dag og for lengre perioder.
- Transformasjoner
Som presentert i hoveddelen har vi konstruert modeller for prisen og den logtransformerte prisen. Vi har også forsøkt å transformere variable som ln og exp funksjoner.
- Funksjonsform
Både lineære og ikke-lineære funksjonsformer er testet. Det er forsøkt å opphøye variable i annen og tredjepotens i tillegg til de ikke-lineære formene allerede nevnt over.

For variablene som inngår i modellene har vi benyttet oss av disse med følgende benevninger:

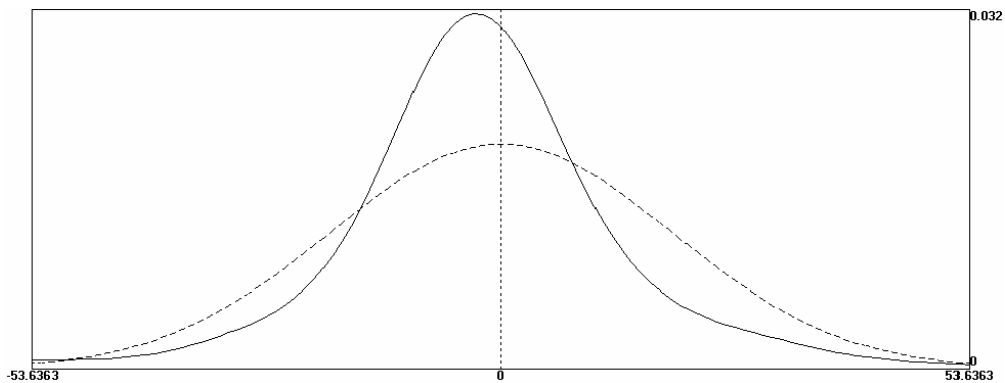
- $^{\circ}Celsius$
10-døgns temperaturvarsel, faktisk temperatur og normaltemperatur
- $GWh/1000$
10-døgns nedbørsvarsel
- GWh
Faktisk nedbør og normalnedbør
- TWh
Hydrologisk balanse
- NOK/MWh
Spot- og kontraktspriser

Vedlegg C : ANALYSE AV FEILLEDD

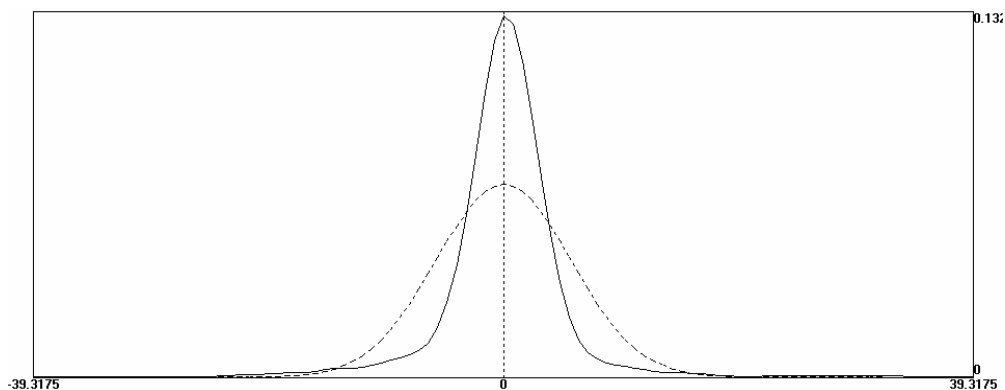
	Sesonger; Ukenivå; F-modell	Sesonger; Dagsnivå F-modell	Sesonger; Dagsnivå; ln(F)-modell	Uker; Ukenivå; F-modell	Uker; Ukenivå; ln(F)-modell	Uker; Dagsnivå; F-modell	Uker; Dagsnivå; ln(F)-modell
Gjennomsnitt	-0,656	0,115	$-4,5 \cdot 10^{-5}$	-0,0247	0,000547	$-9,6 \cdot 10^{-12}$	$-9,6 \cdot 10^{-12}$
Median	-2,80	0,131	$6,98 \cdot 10^{-4}$	-1,21	-0,00465	-0,726	$-2,61 \cdot 10^{-3}$
Standardavvik	19,6	5,65	0,0189	43,0	0,102	13,9	$3,28 \cdot 10^{-2}$
Varians	385	31,9	$3,56 \cdot 10^{-4}$	$18,5 \cdot 10^{-2}$	0,0105	194	$1,07 \cdot 10^{-3}$
Kurtosis	15,5	20,1	22,2	29,9	8,17	37,2	9,01
Skewness	2,64	1,07	-0,545	4,31	1,65	2,71	0,724

Tabell V. 1: Analyse av feilledd, sesong- og ukekontrakter

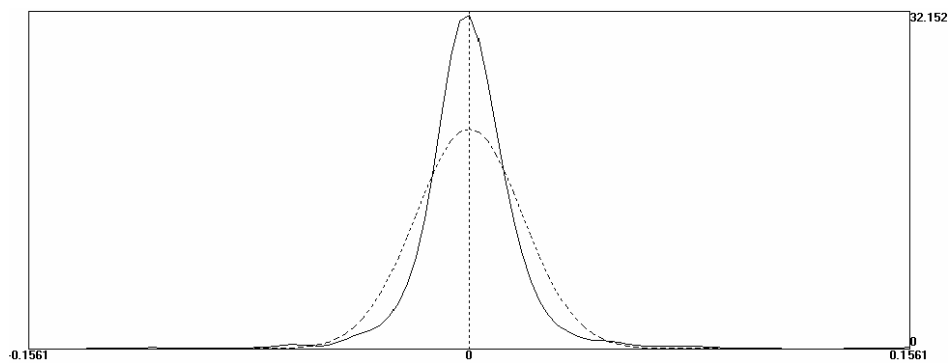
Figurene under viser fordelingen til feilleddet for de ulike modellene. Den heltrukne linjen er fordelingen til feilleddet og den stiplede linjen er normalfordelingen.



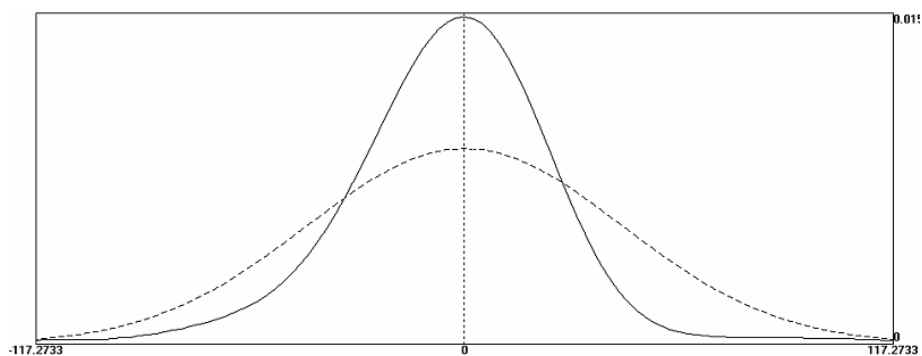
Figur V. 1: Sesongmodellen for ukenivå



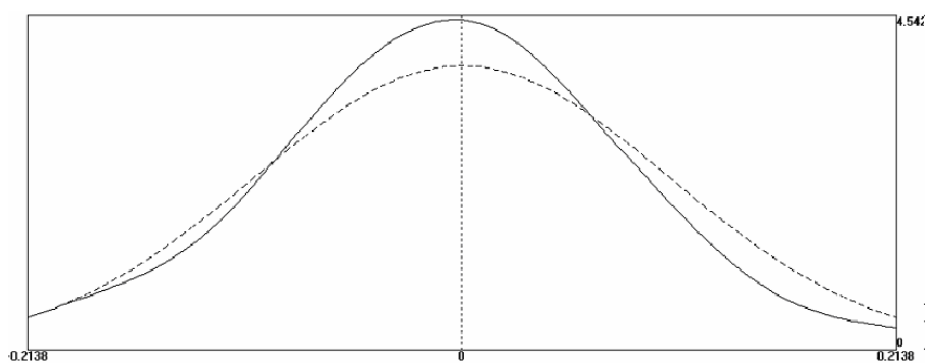
Figur V. 2: Sesongmodellen, dagsnivå, F - modellen



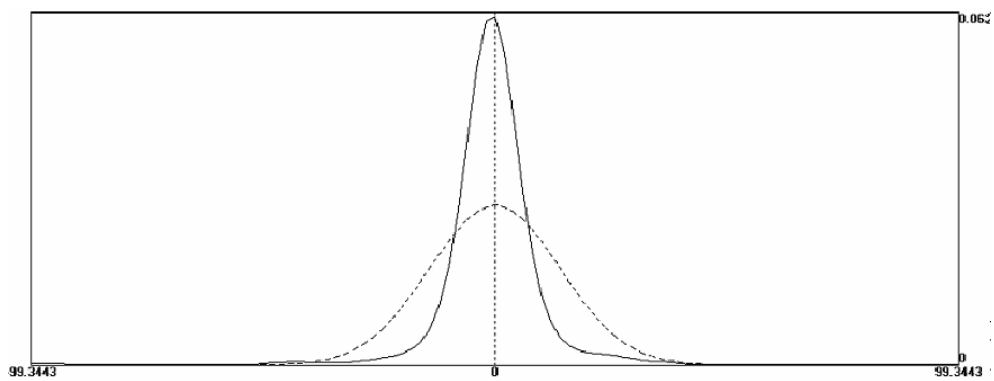
Figur V. 3: Sesongmodellen, dagsnivå, ln(F)-modellen



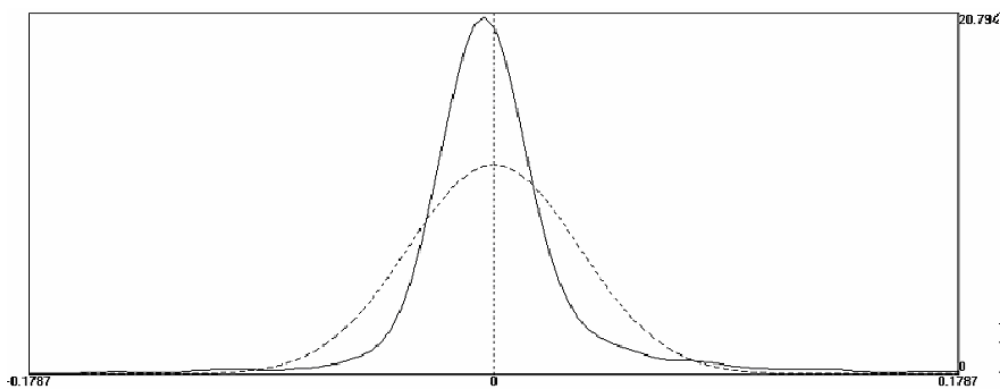
Figur V. 4: Ukekontraktmodell, ukenivå, F-modellen



Figur V. 5: Ukekontraktmodellen, ukenivå, ln(F)-modellen



Figur V. 6: Ukekontrakter, dagsnivå, F-modellen



Figur V. 7: Ukekontrakter, dagsnivå, ln(F)-modellen

Vedlegg D : OUT OF SAMPLE

	Estimert på hele datasettet	Estimert på de første 70 observasjonene	Estimert på de siste 78 observasjonene
β_1	1,13	0,973	1,12
β_2	-0,11	0,0247	-0,0933
β_3	$-8,75 \cdot 10^{-4}$	$-8,35 \cdot 10^{-4}$	$-8,76 \cdot 10^{-4}$
β_4	-2,09	-0,344	-0,315
β_5	$-4,84 \cdot 10^{-8}$	$1,55 \cdot 10^{-7}$	$-6,91 \cdot 10^{-8}$
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$57,5 \cdot 10^3$	$84,8 \cdot 10^3$	$58,2 \cdot 10^3$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet	11,5	12,9	12,0

Tabell V. 2: Out-of-sample estimat for sesongkontraktmodellen på ukenivå

	Estimert på hele datasettet	Estimert på de første 350 observasjonene	Estimert på de siste 380 observasjonene
β_1	-0,116	-0,188	-0,126
β_2	1,13	1,19	1,14
β_3	$-8,54 \cdot 10^{-4}$	$7,10 \cdot 10^{-6}$	$-8,61 \cdot 10^{-4}$
β_4	26,1	26,6	26,5
β_5	$-1,28 \cdot 10^{-8}$	$-2,93 \cdot 10^{-9}$	$-9,06 \cdot 10^{-9}$
β_6	-0,722	-0,331	-1,05
β_7	-0,249	-0,0977	-0,506
β_8	$1,37 \cdot 10^{-3}$	$9,05 \cdot 10^{-4}$	$2,02 \cdot 10^{-3}$
β_9	0,263	0,113	0,560
Kvadrert feilledd for hele datasettet	$23,3 \cdot 10^3$	$13,1 \cdot 10^4$	$24,3 \cdot 10^3$
Gj.snitt abs.verdi	3,05	3,35	3,44

Tabell V. 3: Out-of-sample estimat for sesongkontraktmodellen på dagsnivå

	Hele perioden	75 første	75 siste
β_0	-39,1	0,934	-45,1
β_1	1,33	0,804	1,36
β_2	$-7,26 \cdot 10^{-2}$	0,206	$-7,19 \cdot 10^{-2}$
β_3	$-8,96 \cdot 10^{-7}$	$-7,27 \cdot 10^{-7}$	$-9,45 \cdot 10^{-7}$
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$27,6 \cdot 10^4$	$43,0 \cdot 10^4$	$27,6 \cdot 10^4$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet	21,7	22,8	22,2

Tabell V. 4: Out-of-sample estimat for ukekontraktmodellen på ukenivå, F - modellen

	Hele perioden	75 første	75 siste
β_0	-0,262	$-7,04 \cdot 10^{-2}$	-0,137
β_1	1,18	0,815	1,24
β_2	$-1,26 \cdot 10^{-1}$	0,201	-0,211
β_3	$-9,76 \cdot 10^{-10}$	$-3,78 \cdot 10^{-9}$	$9,84 \cdot 10^{-10}$
Sum kvadrert feilledd for hele perioden, for F	$28,5 \cdot 10^4$	$11,2 \cdot 10^5$	$29,8 \cdot 10^4$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet, for F	20,1	32,7	19,8

Tabell V. 5: Out-of-sample estimat for ukekontraktmodellen på ukenivå, ln(F)-modellen

	Hele perioden	350 første	375 siste
β_0	7,64	6,27	15,0
β_1	-0,249	-0,0629	-0,242
β_2	1,35	1,08	1,38
β_3	-0,101	-0,0362	-0,150
β_4	-1,30	-0,489	-2,06
Sum kvadrert feilledd for hele perioden	$1,41 \cdot 10^5$	$1,61 \cdot 10^5$	$1,45 \cdot 10^5$
Gj.snitt av absoluttverdien til feilleddet	6,38	5,78	7,43

Tabell V. 6: Out-of-sample estimat for ukekontraktmodellen på dagsnivå, F-modellen

Vedlegg E : FORKASTEDE MODELLER, SPOTPRIS

I dette vedlegget skal vi gi noen eksempler på typer modeller som er testet mot datasettet i forsøket på å finne den beste modellen. Vi har valgt å vise et utvalg av modeller for å gi et inntrykk av hvilke muligheter som har blitt utforsket. Likevel ønsker vi å presisere at eksemplene som vises i det følgende kun er et lite utvalg av hva som er blitt prøvd ut.

E.1 Ukenivå

A og B er de to modellene som presenteres i oppgaven.

$$A. S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * lukeF + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + \mathbf{b}_4 * hydrobalanse + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp}$$

$$B. \ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(lukeF) + \mathbf{b}_4 * tempvarsel$$

$D_{<-20}$ = dummy lik en for endringer i spot mindre enn -20

$(F-N)$ = faktisk minus normal verdi for den aktuelle dato

$lukeF$ = den til enhver tid den ukeskontrakten nærmeste levering

1.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * lukeF + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + hydrobalanse * [\mathbf{b}_4 * (F - N)_{nedb} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp}]$$
2.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * lukeF + \mathbf{b}_3 * (F - N)_{nedb} * \exp(-hydrobalanse)$$
3.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * lukeF + \mathbf{b}_3 * hydrobalanse + \mathbf{b}_4 * faktnedb + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{nedb} + \mathbf{b}_6 * (F - N)_{temp}$$
4.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * magasinfylling$$
5.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * nedbvarsel + \mathbf{b}_3 * tempvarsel + \mathbf{b}_4 * fakt.nedb + \mathbf{b}_5 * fakttemp$$
6.
$$S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(S) + \mathbf{b}_2 * \cos[(dagnummer + \mathbf{b}_3) * \frac{2\mathbf{p}}{360}]$$

$$dagnummer = \text{det nummeret dagen har i året, begynner på 1 første januar}$$
7. Modell A, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:
$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$
8.
$$\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(lukeF) + \mathbf{b}_4 * tempvarsel + \mathbf{b}_5 * nedbvarsel$$

9. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(\text{Iuke}F) + \mathbf{b}_4 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp}$

10. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \ln(\text{Iuke}F) + \mathbf{b}_4 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp} + \mathbf{b}_6 * \text{nebvarsel}$

11. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \ln(\text{Iuke}F) + \mathbf{b}_3 * \text{nedbvarsel}$

12. Modell A, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:

$$s_t^2 = \mathbf{g}_t * s_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	133427	0,9203	Nei	Alle		1096
B	1,314	0,9382	Nei	Kun 1uke og konst		-692,3
1	172191	0,8972		Kun konstant og ukeskontrakt		1096
2	161308	0,9037		Kun konstant og ukeskontrakt		1081
3	135504	0,9191		Alle		1061
4	330641	0,803		Kun spotpris		1190
5	173029	0,8967		Kun konstant og ukeskontrakt		1097
6	328283	0,8041		Kun spotpris		1191
7	160510	0,9042		Ikke gamma og (F-N)temp		
8	1,304	0,9387	Nei	Ikke lag(lnS) og 10dnedbørvarsel	1,1 (0,297)	-691,2
9	1,2964	0,939	Nei	Kun 1uke , 10dvarseltemp og konst	1,94 (0,1657)	-692,1
10	1,29	0,9394	Nei	Kun 1uke , 10dvarseltemp og konst	1,32 (-0,2701)	-690,62
11	1,332	0,9374	Ja	Ikke lag(lnS)		
12	1,515	0,9288		Kun 1uke og alfa0 og alfa1		

Tabell V. 7: Forkastede modeller for spotpris på ukenivå

E.2 Dagsnivå

A og B er de to modellene som presenteres i oppgaven.

A. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{Iuke}F + \mathbf{b}_3 * D_{helg} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_6 * (F - N)_{temp}$

B. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{Iuke}F + \mathbf{b}_3 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_4 * (F - N)_{temp} + \mathbf{b}_5 * \text{ukedag}$

$D_{>100}$ = dummy lik en for endringer i spot større enn 100

$(F-N)$ = faktisk minus normal verdier

Iuke = den til enhver tid den ukeskontrakten nærmeste levering

D_{helg} = verdien 1 for lørdager og søndager.

Ukedag = nummeret på ukedagen, mandag lik 1 til søndag lik 7

1. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{Iuke} + \mathbf{b}_3 * D_{<-20} + \mathbf{b}_4 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{temp}$

2. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{LukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{\text{helg}} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{\text{temp}} * \exp(-\text{hydrobalanse})$

3. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{LukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{\text{helg}} + \mathbf{b}_4 * D_{>100}$

4. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{LukeF} + \mathbf{b}_3 * D_{\text{helg}} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * \text{hydrobalanse}$

5. $S = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(S) + \mathbf{b}_2 * \text{luke} + \mathbf{b}_3 * D_{\text{helg}} + \mathbf{b}_4 * D_{>100} + \mathbf{b}_5 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_6 * \text{nedbvarsel}$

6. Modell A, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:

$$s_t^2 = g_t * s_{t-1}^2 + a_0 + a_1 * u_{t-1}^2$$

7. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lukeF} + \mathbf{b}_3 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_4 * (F - N)_{\text{nedb}} + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{\text{temp}} + \mathbf{b}_6 * \text{dagnummer}$

8. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lukeF} + \mathbf{b}_3 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_4 * D_{\text{helg}}$

9. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lukeF} + \mathbf{b}_3 * \text{faktisknedbør} + \mathbf{b}_4 * \text{fakttemp} + \mathbf{b}_5 * \text{hydrobalanse} + \mathbf{b}_6 * D_{\text{helg}}$

10. $\ln(S) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln S) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_7(\ln S) + \mathbf{b}_3 * \text{luke} + \mathbf{b}_4 * \text{tempvarsel} + \mathbf{b}_5 * D_{\text{helg}}$

11. Modell B, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:

$$s_t^2 = g_t * s_{t-1}^2 + a_0 + a_1 * u_{t-1}^2$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	491628	0,9595	Nei			6637
B	6,423	0,9594	Nei	Alle		-5539
1	563228	0,9536	Nei	Ikke dummyen		6782
2	515002	0,9576		Ikke b4		6685
3	517095	0,9574		Alle	27,84 (<0,0001)	6687
4	510163	0,958		Alle	40,53 (<0,0001)	6675
5	508178	0,9582		Ikke temperaturvarsel		6673
6	635718	0,9477		Alle		
7	6,405	0,9595	Nei	Ikke (F-N)nedbør	3,02 (0,0823)	-5540
8	6,872	0,9565	Ja	Ikke nedbørvarsel		
9	6,9289	0,9562	Ja	Ikke hydrobalanse		
10	7,037	0,9554	Ja	Ikke lag7(S) og nedbørvarsel		
11	6,743	0,9573	Nei	Alle		

Tabell V. 8: Forkastede modeller for spotpris på dagsnivå

Vedlegg F : FORKASTEDE MODELLER, SESONGKONTRAKTER

I dette vedlegget vises et lite utvalg av de modellene som er testet for sesongkontrakter.

F.1 Ukenivå

A er den modellen som presenteres i oppgaven.

$$A. F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_5 * (\text{endring hydrobalansesidensist uke})$$

Nedenfor er en oversikt over noen av de likningene som ble forsøkt. I tabellen under finner en mer utfyllende informasjon om disse ulike modellene og tester som ble foretatt på disse.

1. $F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_5 * (\text{endring hydrobalanse sidensist uke})$
2. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{spot}^3$
3. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_4 * (\text{endring hydrobalanse siden sist uke}) + \mathbf{b}_5 * \text{spot}$
4. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * (\text{endring i spot på en uke})$
5. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{hydrobalanse}$
6. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * e^{\text{hydrobalanse}}$
7. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * e^{\Delta \text{hydrobalansensisteuke}}$
8. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{nedbørsvarsel}$
9. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \Delta \text{endring i nedbørsvarsel siste uke}$
10. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{temperaturvarsel}$
11. $F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * \text{kullpris}$
12. $\ln F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * \text{spot} + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3$
13. $\ln F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * \text{spot} + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_4 * \Delta \text{hydrobalanse sisteuke}$
14. $\ln F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * \text{spot} + \mathbf{b}_3 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_4 * \text{nedbørsvarsel}$
15. Likning A, modellert med GARCH, hvor feilledet ut har en varians av typen

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	57,5*10 ³	0,940	Nei	Alle		905
1	56,6*10 ³	0,941	Nei	Konst,spot & lag 2 er ikke sign.	2,29(0,1324)	905
2	59,2*10 ³	0,938	Nei	Lag2 og spot ikke sign.	2,08(0,128)	907
3	58,7*10 ³	0,939	Nei	spot er ikke sign.		913
4	58,6*10 ³	0,939	Nei	Endring i spot er ikke sign.		906
5	59,6*10 ³	0,938	Nei	Hydrobalansen er ikke sign		908
6	59,6*10 ³	0,938	Nei	e ^{hydro} er ikke sign		908
7	59,5*10 ³	0,938	Nei	e ^{hydro} er ikke sign		908
8	59,5*10 ³	0,938	Nei	Nedbørsvarsel er ikke sign		908
9	59,5*10 ³	0,938	Nei	Endring i nedb.varsel ikke sign		908
10	59,0*10 ³	0,939	Nei	Temp.varsel er ikke sign.		907
11	58,2*10 ³	0,939	Nei	Kullpris er ikke sign.		905
12			Ja			
13			Ja	Alt som ble prøvd av ln(F) for uker gav autokorrelasjon		
14			Ja			
15	72,4*10 ³	0,925	Nei			946

Tabell V. 9: Forkastede modeller for sesongkontrakter på ukenivå

F.2 Dagsnivå

A og B er de to modellene som presenteres i oppgaven.

$$\begin{aligned}
 \text{A. } F_{\text{åpne}} &= \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 \\
 &+ \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{fakt.ned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp} \\
 \text{B. } \ln F_{\text{åpne}} &= \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * (\ln F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{\text{stenge}}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spot}^3 \\
 &+ \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{fakt.ned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp}
 \end{aligned}$$

Nedenfor er en oversikt over likninger som ble forsøkt på dagsnivå for sesongkontrakter. I tabellen under finnes det mer utfyllende informasjon om likningene.

- $$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}})^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{fakt.ned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp}$$
- $$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}})^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{fakt.ned}$$
- $$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}})^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * D_2 + \mathbf{b}_6 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_7 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_9 * \text{fakt.ned} + \mathbf{b}_{10} * \text{fakttemp}$$
- $$F_{\text{åpne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{åpne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{stenge}})^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{magasininnhold} + \mathbf{b}_6 * \text{hydrobalanse}$$

5.
$$F_{\text{\u00e5pne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5pne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5stenge}})^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spotpris}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{fakttemp}$$
6.
$$F = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_2(F) + \mathbf{b}_3 * D_1 + \mathbf{b}_4 * D_3 * \text{lag}_1(F)^2 + \mathbf{b}_5 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{faktned} + \mathbf{b}_8 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp} + \mathbf{b}_{10} * \text{kullpris}$$
7.
$$F_{\text{\u00e5pne}} = \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5pne}}) + \mathbf{b}_2 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_1 + \mathbf{b}_4 * D_3 * \text{lag}_1(F_{\text{\u00e5stenge}})^2 + \mathbf{b}_5 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_6 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_7 * (\text{lag}(\text{norm}) - \text{fak})_{\text{\u00e5nedb\u00f8r}} + \mathbf{b}_8 * (\text{lag}(\text{norm}) - \text{fak})_{\text{\u00e5temperatur}}$$
8. Ligning A, modellert med GARCH, hvor feilledet ut har en varians av typen

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$
9.
$$\ln F_{\text{\u00e5pne}} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F_{\text{\u00e5pne}}) + \mathbf{b}_2 * (\ln F_{\text{\u00e5stenge}}) + \mathbf{b}_3 * D_3 * F_{\text{\u00e5stenge}}^2 + \mathbf{b}_4 * D_1 + \mathbf{b}_5 * \text{spot}^3 + \mathbf{b}_6 * \text{nvarsel} + \mathbf{b}_7 * \text{tvarsel} + \mathbf{b}_8 * \text{fakt.ned} + \mathbf{b}_9 * \text{fakttemp}$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	23,3*10 ³	0,995	Nei	Ikke spot ³		2548
B	0,26	0,997	Nei	Ikke spot ³ og temp.varsel		-5776
1	23,2*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne), spot & konst	0,67(0,41)	2547
2	23,6*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne)	4,88(0,008)	2554
3	23,3*10 ³	0,955	Nei	Ikke D2, spot og lag(\u00e5pne)	0,15(0,69)	2550
4	26,0*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne), magasin & hydro		2623
5	25,3*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne) og spot		2604
6	23,3*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne), spot og kullpris	0,03(0,86)	2550
7	24,0*10 ³	0,995	Nei	Ikke lag(\u00e5pne), varselt,(F-N)temp		2567
8	26,1*10 ³	0,994	Ja			2637
9	0,259	0,996	Nei	Ikke spot ³ , konst & tempvare	1,86(0,17)	-5776

Tabell V. 10: Forkastede modeller for sesongkontrakter p\u00e5 dagsniv\u00e5

Vedlegg G : FORKASTEDE MODELLER, UKEKONTRAKTER

Dette vedlegget gir et innblikk i hvilke modeller som er forsøkt og resultatene fra disse. Man bør merke seg at dette kun er et utvalg av modellene som ble forsøkt.

G.1 Ukenivå

A og B er de to modellene som presenteres i oppgaven.

$$A. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(F) + \mathbf{b}_3 * spot^3$$

$$B. \ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln F) + \mathbf{b}_3 * spot^3$$

$$1. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * spot$$

$$2. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * spot$$

$$3. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * spot + \mathbf{b}_3 * tempvarsel$$

$$4. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(F) + \mathbf{b}_3 * spot^3 + \mathbf{b}_4 * hydrobalanse^3$$

$$5. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(F) + \mathbf{b}_3 * spot^3 + \mathbf{b}_4 * nedbvarsel$$

$$6. F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(F) + \mathbf{b}_3 * spot^3 + hydrobalanse * (\mathbf{b}_4 * nedbvarsel + \mathbf{b}_5 * tempvarsel)$$

$$7. \ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * spot$$

$$8. \ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln F) + \mathbf{b}_3 * spot^3 + \mathbf{b}_4 * nedbvarsel + \mathbf{b}_5 * tempvarsel$$

$$9. \ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * lag_2(\ln F) + \mathbf{b}_3 * spot^3 + \mathbf{b}_4 * hydrobalanse^3$$

$$10. \ln F = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(\ln F) + \mathbf{b}_2 * spot^3 + hydrobalanse * (\mathbf{b}_3 * nedbvarsel + \mathbf{b}_4 * tempvarsel)$$

11. Modell A, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

12. Modell B, modellert med GARCH, hvor feilleddet ut har en varians av typen:

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	27,6*10 ⁴	0,871	Nei	Ikke konstanten og lag2F		1138
B	1,62	0,932	Nei	Ikke konstanten		-678
1	104*10 ³	0,951	Ja	Ja		
2	981*10 ²	0,953	Ja	Ikke spot		
3	951*10 ²	0,955	Ja	Ikke lagF, tempvarsel og konst		
4	276*10 ³	0,871	Nei	Kun lag1F og spot ³	0,1 (0,754)	1140
5	274*10 ³	0,872	Nei	Kun lag1F og spot ³	0,9 (0,344)	1139
6	269*10 ³	0,874	Nei	Kun lag1F og spot ³	1,77 (0,174)	1139
7	1,67	0,929	Nei	Ikke konstanten		-672
8	1,60	0,932	Nei	Kun lag1F og spot ³	0,95 (0,387)	-671
9	1,6	0,932	Nei	Kun lag1F og spot ⁴	0,52 (0,472)	-672
10	1,59	0,932	Nei	Kun lagF og spot		
11	352*10 ³	0,835	Nei	Ikke spot		
12	1,74	0,926	Nei	Ikke spot og konstant		

Tabell V. 11: Forkastede modeller for ukekontrakter på ukenivå

G.2 Dagsnivå

A og B er de to modellene som presenteres i oppgaven.

A. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F_{\hat{a}pne}) + \mathbf{b}_2 * F_{stenge} + \mathbf{b}_3 * spot + \mathbf{b}_4 * nedbvarsel$

B. $ln(F_{\hat{a}pne}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(lnF_{\hat{a}pne}) + \mathbf{b}_2 * ln(F_{stenge}) + \mathbf{b}_3 * nedbvarsel + \mathbf{b}_4 * fatknedb + \mathbf{b}_5 * (F - N)_{nedb}$

1. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * F_{stenge} + \mathbf{b}_2 * spot^3$

2. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * F_{stenge} + \mathbf{b}_2 * tempvarsel + \mathbf{b}_3 * nedbvarsel$

3. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * F_{stenge} + \mathbf{b}_2 * spot + \mathbf{b}_3 * faktnedb + \mathbf{b}_4 * fakttemp$

4. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * lag_1(F_{\hat{a}pne}) + \mathbf{b}_2 * F_{stenge} + \mathbf{b}_3 * spot$

5. $F_{\hat{a}pne} = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * F_{stenge} + \mathbf{b}_2 * spot + hydrobalanse * (\mathbf{b}_3 * nedbvarsel + \mathbf{b}_4 * tempvarsel)$

6. $ln(F_{\hat{a}pne}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * ln(F_{stenge}) + \mathbf{b}_2 * spot + \mathbf{b}_3 * spot^3$

7. $ln(F_{\hat{a}pne}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * ln(F_{stenge}) + \mathbf{b}_2 * tempvarsel + \mathbf{b}_3 * fakttemp + \mathbf{b}_4 * (F - N)_{temp}$

8. $ln(F_{\hat{a}pne}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * ln(F_{stenge}) + hydrobalanse * (\mathbf{b}_2 * nedbvarsel + \mathbf{b}_3 * tempvarsel)$

$$9. \ln(F_{\text{\u00e5pne}}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}_1(\ln F_{\text{\u00e5pne}}) + \mathbf{b}_2 * \ln(F_{\text{\u00e5stenge}}) + \mathbf{b}_3 * \text{nedbvarsel} + \mathbf{b}_4 * \text{fakt.nedb}$$

$$10. \ln(F_{\text{\u00e5pne}}) = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 * \text{lag}(\ln F_{\text{\u00e5pne}}) + \mathbf{b}_2 * \ln(F_{\text{\u00e5stenge}}) + \mathbf{b}_3 * \text{nedbvarsel}$$

11. Modell A, modellert med GARCH, hvor feilledet u_t har en varians av typen:

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

12. Modell B, modellert med GARCH, hvor feilledet u_t har en varians av typen:

$$\mathbf{s}_t^2 = \mathbf{g}_t * \mathbf{s}_{t-1}^2 + \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 * u_{t-1}^2$$

Modell	RSS	R2	A.K.	Sig.	F-test mot A/B	AIC
A	141*10 ³	0,985	Nei	Alle		3837
B	0,778	0,993	Nei	Ikke konst og lag(\u00e5pne)		-4951
1	157*10 ³	0,984	Nei	Kun lag(stengepris)		3913
2	156*10 ³	0,984	Nei	Kun lag(stengepris) og nedb\u00f8rsvarsel		3909
3	156*10 ³	0,984	Nei	Kun lag(stengepris) og temp		3913
4	142*10 ³	0,986	Nei	Kun lag(stengepris) og spot	0,06 (0,809)	3839
5	151*10 ³	0,985	Nei	Kun lag(stengepris) og nedb\u00f8rsvarsel		3885
6	0,873	0,992	Nei	Kun lag(stengepris)		-4871
7	0,823	0,992	Nei	Ikke konstanten		-4907
8	0,84	0,992	Nei	Ikke tempvarsel		-4899
9	0,815	0,993	Nei	Ikke lag(\u00e5pnepris) og konst	18,86 (<0,0001)	-4934
10	0,816	0,993	Nei	Ikke lag(\u00e5pnepris) og konstanten	14,45 (<0,0001)	-4926
11	0,825	0,992	Nei	Ikke konstanten		
12	0,801	0,993	Nei	Ikke faktisk nedb\u00f8r og konstanten		

Tabell V. 12: Forkastede modeller for ukekontrakter p\u00e5 dagsniv\u00e5

Vedlegg H : KULLPRIS

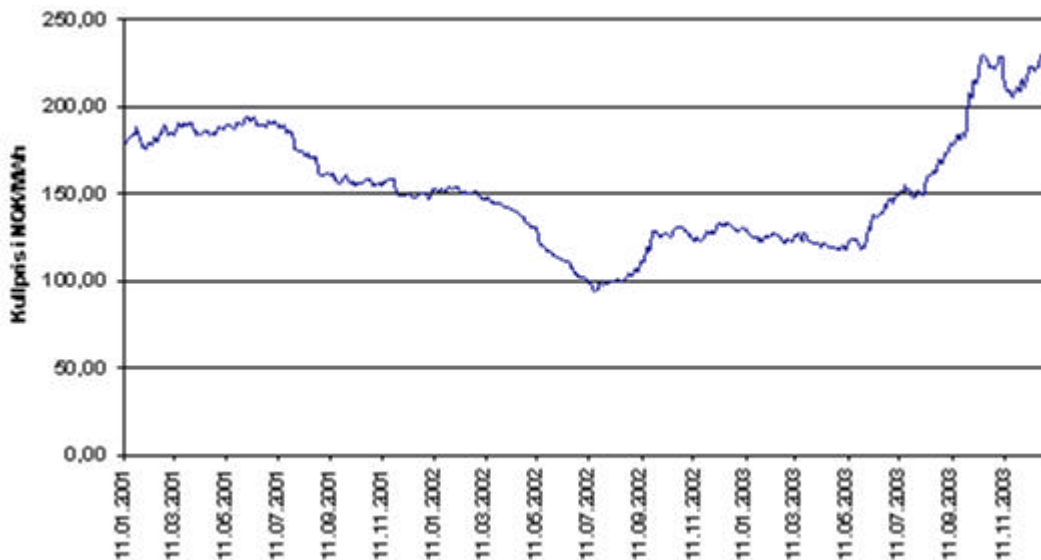
Kullprisen som brukes i denne oppgaven er basert på en pris som inkluderer frakt med leveranse ARA (Amsterdam, Rotterdam eller Antwerpen). Det spotpris for kull som brukes. Denne er oppgitt i \$/tonn, men regnes om til NOK/MWh på følgende måte;

Marginalpris i NOK/MWh for strøm produsert med kull =

$$0,495 * \text{Valutakurs Dollar} * \text{Kullpris ARA}$$

Faktoren 0,495 er funnet i en kullkraftstudie gjort av en rekke norske strømprodusenter [Trønder Energi].

Utviklingen av kullpriser i perioden er vist i figuren under.



Figur V. 8: Kullpris omregnet til NOK/MWh