



Master thesis

From Oslo and Akershus University College

In finance and investment.

Analysis of market integration at Nord Pool Spot with
One-day-ahead Value at Risk estimation.



by

Oda Butveit Ellingsen

Oslo, 30.05.2014

Forord

Denne oppgaven er min avsluttende masteroppgave skrevet ved Høyskolen i Oslo og Akershus, innenfor siviløkonomistudiet. Temaet for oppgaven har bakgrunn i min spesialiseringsretning innen Finans og Investering, og jeg tar for meg en analyse av markedsintegrasjon på Elspot pris på den nordiske kraftbørsen Nord Pool, samt estimering av Varlue-at-risk (VaR) for Elspot for å finne en modell som estimerer VaR best. Valg av oppgave, falt naturlig da jeg synes dette er et veldig spennende tema og marked.

Jeg ønsker å rette en stor takk til min veileder Øystein Strøm for konstruktiv og god tilbakemelding og hjelp gjennom hele masteroppgave perioden. Jeg vil også takke Maria Spångberg ved Nord Pool AS for tilgang til Nord Pools ftp-server.

Oslo, 30.05.2014

Sammendrag

I denne masteroppgaven ser jeg på pris- og volatilitetssensitiviteten til Elspot-priser på det norske kraftmarkedet Nord Pool. I tillegg tar jeg for meg en estimering av en-dag-frem Value-at-Risk (VaR) på dagsavkastningen for den fysiske posisjonen i Elspot som blir handlet på det nordiske kraftmarkedet Nord Pool. Motivasjonen for oppgaven kommer av den sterke markedsintegrasjonen som har skjedd på kraftmarkedet de siste årene, dette fører til behovet for å forbedre effektiviteten og behov for risikostyring i kraftmarkedet. Forståelse for risiko og volatilitet i henhold til markedsintegrasjonen er et viktig aspekt, etter at Nord Pool ble den første integrerte kraftbørsen. Det kan forekomme store prisforskjeller mellom områdepris og systempris og dette fører til stor risiko for markedsaktørene. Dette fordi den prissatte fysiske overføringen av strøm er satt til områdepris, mens finansielle kontrakter gjør det mulig for aktørene å hedge innen disse, fordi de refererer til systemprisen.

Oppgaven ønsker å besvare følgende spørsmål: Vil integrasjonen føre til noen pris- og volatilitetsendringer etter at land innenfor Skandinavia og senere også når Europa kommer med? Hvilken modell estimerer VaR best for mitt datasett, og endes modellen som estimerer VaR best utover i markedsintegrasjonen? Modellene som benyttes i analysen er: Historical simulation (HS), ARCH, GARCH(1,1), RiskMetrics (som man i praksis kan si at er en GARCH(1,1) med faste parametere) og Har-Qreq (som er en ny kvantilregresjon modell). RiskMetrics er en modell som benyttes av en rekke finansielle institusjoner for å kunne estimere variasjonen i et finansielt aktiva og portefølje. Har-Qreq er en ny modell som ble laget av Haugom et al i 2014, og er en modell jeg mente det var interessant å teste for kraftbørsen Nord Pool.

Mitt viktigste funn er fra den deskriptive statistikken der man ser at når kun Norge var med i Nord Pool var det mest volatilt. Den modellen som estimerer VaR mest presist for mine sett var den nye Har-Qreq modellen for både full-sample og out-of-sample. Jeg fant også ut at modellen som estimerer VaR best endrer seg litt fra når kun Norge er med til når Sverige blir med i 1996. Men det er lite endring i hvilken modell som estimerer best fra Sverige til Tyskland. Men det er samme konklusjon her at det er den nye modellen Har-Qreq som estimerer VaR best for Elspot.

Abstract

In this master thesis, I look at price and volatility sensitivity of Elspot prices on the Norwegian electricity market Nord Pool. But I also do a estimation of one-day-out Value-at-Risk (VaR) for daily returns of the physical location of Elspot that are trade on the Nordic power market Nord Pool. The motivation for the thesis comes from the strong market integration that has taken place in the energy market in the recent years, this leads to the need to improve the efficiency and the need for risk management in the electricity market. Understanding risk and volatility under market integration is an important aspect, after Nord Pool was the first integrated power exchange. There may be large price differences between the area price and system price and this leads to greater risks for market participants. This is because the rate set physical transmission price of power is set to area price, while financial contracts enables participants to hedge within these because they mention the system price.

This thesis seeks to answer the following questions: Will the integration lead to some price and volatility changes after countries in Scandinavia and later Europe join? But also the question about of which model estimates the VaR best for my dataset, and does the change in market integration, change the model that estimate VaR best? The models used in the analysis are: Historical simulation (HS), ARCH, GARCH (1,1), RiskMetrics (which in an GARCH(1,1) with fixed parameters) and Har-Qreq (which is a new quantile regression model). RiskMetrics is a model used by a number of financial intuitions in order to estimate and predict the variation of a financial assets and portfolios. The Har-Qreq is a model that was made by Haugom et al in 2014, and is a model I thought was interesting to test on the power exchange market Nord Pool.

My main findings are from the descriptive statistics where you can see that the most volatile period was when just Norway was in Nord Pool. The model that estimates the VaR most accurate for my set was the new Har-Qreq model for both full sample and out-of-sample. I also found that the model that best estimates VaR changes slightly when only Norway was one Nord Pool to 1996 wean Sweden become partner. However, there is little change in which model that estimates best from Sweden to 2004 when Germany become partner. But it's the same conclusion here, that it is the new Har-Qreq model which estimate VaR best for Elspot.

Innholdsfortegnelse

1. INNLEDNING	8
2. TIDLIGERE FORSKNING	11
3. DET NORDISKE STRØM MARKEDET (NORD POOL)	15
3.1 ETTERSPORSEL/TILBUD OG RISIKOFAKTORER	18
3.2. VOLATILITET I DET NORDISKE KRAFTMARKEDET	20
3.3 DEN NORDISKE KRAFTPRODUKSJONEN	20
3.4. MARKEDSINTEGRASJON	21
4. NORD POOL MARKEDER	22
4.1 DET FYSISKE MARKEDET	22
4.2 DET FINANSIELLE MARKEDET	22
4.1.1. FORWARD/FUTURE	23
4.1.2. OPSJONER	23
4.3 DATASETET VI HAR VALGT	24
5. TEORI OG ANALYSEMETODE	27
5.1 RISIKOSTYRING	27
5.1.1 VALUE-AT-RISK	28
5.1.2 ALTERNATIVE ANALYSE METODER	30
5.1.3 LITT HISTORIE	31
5.1.4 HISTORISK SIMULERING	31
5.1.5 ARCH.....	33
5.1.6 GARCH(1,1)	34
5.1.7 RISKMETRICS	36
5.1.8 HAR-QREQ	37
5.2 TIDSSERIE	39
5.2.1 STRENG STASJONARITET	39
5.2.2 SVAK STASJONARITET	40

6. DATA OG DESKRIPTIV ANALYSE	41
6.1 DATA	41
6.2 DESKRIPTIV STATISTIKK AV DAGS AVKASTNING.....	42
6.2.1 SKJEVHET	43
6.2.2 KURTOSIS	43
6.2.3 VOLATILITET	44
6.2.4 JARQUE BERA NORMALITETS TEST	45
6.2.5 LJUNG-BOX TEST	46
6.2.6 ADF/DF	47
6.2.7 ACF/PACF	49
6.2.8 QQ-PLOT	50
6.2.9 T-TEST.....	50
6.2.10 GRAFER	52
6.3 VARIASJON I SETTENE	54
6.4 VALUE AT RISK	56
7. RESULTATER.....	60
7.1 INN-SAMPLE OG OUT-OF-SAMPLE	60
7.2 PARAMETERFREMSTILLING.....	62
7.3 Estimert VaR for de forskjellige settene	63
7.3.1 HOVEDSETTET	64
7.3.2 TEST SETT 1	64
7.3.3 TEST SETT 2	65
7.4 SAMMENLIGNING AV MODELLENE	65
7.5 MARKEDSINTEGRASJON I FORHOLD TIL VaR ESTIMERING	67
8. AVSLUTNING	68
8.1 KONKLUSJON	69
8.2 BEGRENSENINGER OG TIL ETTERTANKE VED SENERE ANALYSE.....	71
9. REFERANSER.....	73

Figurliste:

Figur 1 Nord Pool oversikt.....	17
Figur 2 Historisk Elspot pris 1993-2013	24
Figur 3 Tidslinje	25
Figur 4 Sett 1, Elspot pris fra 01.jan 1993 til 31. des 1995	25
Figur 5 Sett 2, Elspot pris fra 01.jan 1996 til 31.des 2004.....	26
Figur 6 Sett 3, Elspot pris fra 01.jan 2005 til 31.des 2013	26
Figur 7 Grafisk fremstilling av VaR	28
Figur 8 CVaR vs VaR	29
Figur 9 Positiv vs. negativt skeweed fordeling	43
Figur 10 Kjennetegn for kurtosis	43
Figur 11 Plot for fordelingene som påviser leptokurtic fordeling	44
Figur 12 QQ-Plot.....	52
Figur 13 Relativ prisendring	53
Figur 14 ACF Plot	53
Figur 15 Histogram	54
Figur 16 Grafisk fremstilling av øvre 1 % og 5 % for VaR og CVar	56
Figur 17 Grafisk fremstilling av nedre 1 % og 5 % for VaR og CVaR	57
Figur 18 In-sample og out-of-sample	60

Appendiks:

Figur 2.1 Årlig volatilitets plott for settene	81
Figur 2.2 Histogram med 95% VaR indikasjon	81
Figur 2.3 ACF plott av absolutt verdiene til avkastningen til settene	82
Figur 2.4 PACF for log avkastning til settene.....	82
Figur 2.5 ACF residual test og ACF kvadrert residualtest for GARCH(1,1) modellen.	83
Figur 2.6 Ren prisendring for settene.....	84
Figur 2.7 Gjennomsnitt for relativ prisendring i settene	84
Figur 2.8 Skjevhet og kurtosis for relativ prisendring i settene	84
Figur 2.9 Standardavvik for relativ prisendring i settene.....	85
Figur 2.10 Max og min til relativ prisendring	85
Figur 2.11 Dollarkurs 2003-2013	85
Figur 2.12 Energi produksjon for 2004 vs. 2012	86
Figur 2.13 Tysklands energi (TWh) utvikling fra 2004-2011.....	87

Formelliste:

Formel 1. Value-at-Risk (VaR)	28
Formel 2. CES	29
Formel 3. Historisk simulering (HS)	32
Formel 4. ARCH.....	33
Formel 5. GARCH.....	34
Formel 6. Log Likelihood function (LLF).....	35
Formel 7. Risk Metrics	36
Formel 8. Daglig historisk volatilitet	37
Formel 9. Ukentlig historisk volatilitet	37
Formel 10. Månedlig historisk volatilitet	37
Formel 11. Har-Qreq	38
Formel 12. Jarque Bera test (JB)	45
Formel 13. <i>Ljung-box test</i>	46
Formel 14. Dickey Fuller formel (DF)	47
Formel 15. Agumented Dickey Fuller formel (ADF).....	47
Formel 16. <i>ACF og PACF</i>	49
Formel 17. T-test	51

Tabeller:

Tabell 1. 2012 produksjon i TWh og i vektet prosent fra forskjellige energikilder	21
Tabell 2. Fordeling av land som inngår og antall observasjoner i hvert av settene	41
Tabell 3. Deskriptiv statistikk relative prisendring.....	42
Tabell 4. De kritiske verdiene for DF og ADF test	48
Tabell 5. ADF test for ren pris og ren prisendring	48
Tabell 6. T-verdier for avkastning	51
Tabell 7. T-verdier for ren pris	51
Tabell 8. Øvre og nedre VaR og øvre og nedre CVaR for alle settene	56
Tabell 9. In-sample/out-of-sample for settene.....	61
Tabell 10. Parameterfremstilling for de ulike modellene	62
Tabell 11. Estimert 1-dag-frem VaR for alle settene.....	63
Tabell 12. Full-sample og out-of-sample oppsummering	65

Appendiks:

Tabell 13. Signifikans tabell for beregning av VaR	78
Tabell 14. Energi produksjon i Tyskland, Norge og Sverige i 2004 og 2012	86

1. Innledning

I oppgaven skal jeg gjennomføre estimeringer av en-dag-frem Value-at-Risk (VaR) på dagsavkastningen for den fysiske posisjonen til Elspot som blir handlet på den nordiske kraftbørsen Nord Pool. Jeg skal også se på pris- og volatilitetsselektiviteten til Elspot priser for dette kraftmarkedet. Man er ute etter å finne ut om markedsintegrasjon har noe å si for Elspot-prisen og volatiliteten. Spotpriser som definerer Elspot er svært volatile, siden det omsetter fysisk elektrisitet med levering døgnet etter. Prisen for Elspot fastsettes på grunnlag av aktørenes samlede kjøp- og salgsanmeldinger. Prisene er balanseprisene for de aggregerte tilbuds- og etterspørselskurvene. Elspot markedet har en viktig funksjon i forhold til Statnetts utøvelse av systemansvaret, som vil si å sikre balansen mellom produksjon, forbruk og utveksling med utlandet. Dette markedet er derfor det beste markedet for å teste pris- og volatilitets sensitivitet i forhold til markedsintegrasjon for kraftmarkedet Nord Pool.

Dette gir et godt utgangspunkt og grunnlag for å bruke VaR, som er blitt et mer utbredt risikostyringsverktøy. Det gir en tallfestet verdi for risikoendringene et selskap står ovenfor og det gir også avgjørende informasjon om total risikoprofil en leder, megler, aksjeeier og revisor har.

VaR er en gren av risikostyring, og har stått sterkt i sentrum for finansielle ledere i løpet av de siste ti årene. Spesielt etter finanskrisen på 90-tallet og etter at finansmarkedet sviktet igjen i 2008. Dette førte til en økning i etterspørselen etter et presist risikomål. I tillegg til at VaR er et grunnleggende program som måler risiko, har det også andre bruksområder knyttet til risiko, for eksempel å kontrollere og administrere den. VaR er en utbredt metode og er aktuell i alle slags institusjoner med finansiell risiko, som finansielle institusjoner, det offentlige, ikke-finansielle selskaper eller forvaltere.

Det er forskjellige tilnærminger til VaR-modeller for estimering av de sannsynlige tap av en portefølje, som varierer i beregning av tetthetsfunksjonen (density) av disse tapene. Den primære VaR metoden var basert på parametriske tilnærming og noen pålagte forutsetninger, som i reelle tilfeller ikke fungerte. En av de viktigste forutsetningene er normalfordeling av tetthetsfunksjonen av de daglige avkastningene. Empirisk bevis viser det anslåtte tapet eller fortjenesten ved denne fordelingen undervurderer de som er i den virkelige verden.

De to mest vanlige metodene for å estimere VaR er historisk simulering (HS) og RiskMetrics. I følge en undersøkelse utført av Perignon og Smith i 2006, benyttet 73% av alle finansinstitusjoner HS for å estimere VaR.

Historisk simulering vil si at man estimerer VaR som kvantilet til den empiriske fordelingen av de seneste historiske avkastningene. RiskMetrics-metoden er i utgangspunktet en GARCH (1,1). Denne modellen forutsetter faste koeffisienter/parametere, hvor man vektet 94% på den seneste estimerte (tilgjengelige) betingede variansen, og 6% blir vektet på den seneste (tilgjengelige) kvadrerte avkastningen. RiskMetrics blir brukt i mange finansielle institusjoner for å estimere variasjonen i finansielle aktiva og porteføljer.

Det ble så innført en modell ved navn ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) som ble brukt til å kartlegge og modellere observerte tidsserier. Det negative ved denne modellen er at den ikke alltid greier å fange opp all *det hvite støyen* til tidsserien. Noen år etter ble GARCH (Generalized ARCH) innført, og denne modellen har tilfeldig varierende volatilitet, og greier å fange opp hvit støy. Den siste modellen ”HeterogenousAutoregressive – Quantile Regression Model” (Har-Qreq) er en ny kvantilregresjonsmodell som ble laget av Haugom (et al) i 2014.

I analyse skal benyttes HS, ARCH, GARCH(1,1), RiskMetrics og Har-Qreq. Den deskriptive statistikken vil bli like viktig for min oppgave som estimering av VaR.

Problemstillingene blir da som følger:

- Er det noen volatilitets- og prisendringer i henhold til markedsintegrasjonen på Nord Pool sin Elspot.
- Hvilken av de frem modellene jeg har valgt estimerer VaR mest presist på tvers av signifikansnivå. Og fører markedsintegrasjonen på Nord Pool til noen endringer i hvilken modell som estimerer VaR best?

Den første problemstillingen går ut på å se om det er noen signifikant endring i dagsavkastningens volatilitet og prisendring. Den andre går ut på å finne den modellen som estimerer den beste VaR for settene jeg har valg. Og om det er noen endring utover i settene mine i henhold til hvilken modell som estimerer best VaR, som følge av markedsintegrasjon.

I del 2 ser jeg nærmere på tidligere forskning som er gjort på dette område både i det elektrisitetsmarkedet og Nord Pool. Del 3 vil gå inn på Nord Pool, og hvordan etterspørsel og tilbud i dette kraftmarkedet er. Jeg går også inn på det nordiske kraftmarkedet og markedsintegrasjon. Oppgaven vil også omfatte det nordiske kraftmarkedet og markedsintegrasjon. Videre i del 4 tar jeg for meg Nord Pools markeder, ved å se på det fysiske og det finansielle markedet. I del 5 ser jeg på teori og analysemetode der jeg går inn på risikostyring og tidsserie. Her blir også modellene forklart. Videre i del 6 studerer jeg den deskriptive statistikken til de fire settene jeg har valgt, samt VaR og CVaR beregning for settene over de forskjellige signifikansnivåene. I del 7 presenteres estimeringene og resultatene for VaR beregningen for modellene jeg har valgt. Del 8 avslutter oppgaven med en kort konklusjon og en kort oppsummering.

2. Tidligere forskning

Under dette kapittelet skal jeg se på noe av litteraturen og modelleringen som allerede finnes om volatilitet på strømpriser. Mange land liberaliserer sine energimarkeder og deltakerne er eksponert for markedsrisiko på grunn av egenskapene til dynamikken i elektrisitetsprisene (Huisman og Mahieu, 2003). Det er ulike faktorer som påvirker strømpris og etterspørsel, men det er sterkest påvirket av været og økonomiske aktiviteter. Mye tyder på at etterspørselen er uelastisk¹. Det er også mye som tyder på at det er sesongvariasjon i strømmarkedet, noe Ecribano (2002) har studert i sin artikkel. Han analyserer sesongeffekter i et deregulert marked. Dette har Lucia og Schwartz (2002) også forsket på. De undersøkte betydningen av regelmessige mønstre i oppførelsen til strømpriser. De konkluderte med at sesongmønstret gjennom hele året for spot, forward og future på den nordiske kraftbørsen, er avgjørende for å kunne forklare formen til future og forward kurven. Det er gjort mye forskning innen sesongmønstre i kraftmarkedet og dette er bare noen av dem.

Det er naturlig at en økning i etterspørselen vil føre til at strømprisene stiger. Flere land liberaliserer sine energimarkeder, og dette fører til større risiko. Strømprisene er kjent for å være ”*mean-reversion*” at prisene returnerer mot gjennomsnittet, de er svært volatile og utsatt for hyppige topper. For å fange opp disse pristoppene, har mange forskere innført stokastiske hoppprosesser. Huisman og Mahieu (2003) mener at denne beskrivelsen kan føre til potensielle problemer med angivelse av den sanne mengden av *mean-reversion* i prosessen. De foreslår at en regime-svitsjet modell som modellerer pristoppene separat fra normal *mean-reverting* pris.

Bodily and Buono (2002) foreslo en ny strømprisingsmodell for *mean-reverting*. Denne modellen ble kalt ”mean-reverting proportional volatility” modellen. Modellen passer de viktigste karakteristikkene ved kraftprisdynamikken der andre modeller som f.eks Gemoetrisk Brownske² (som brukes i Black and Scholes) ikke holder i kraftmarkedet. Cartea and Figueroa (2005) presenterte en *mean-reverting* hopp spredningsmodell for spotprisen og henter den tilsvarende forward prisen i lukket form. Weron, Simonsen and Wilman (2004) fant ut at denne

”mean-reverting proportional volatility”-modellen kan brukes for Nord Pools risikostyring og

¹APPENDIKS: 1.17 Etterspørsels elastitet.

² APPENDIKS: 1.13 Gemoetrisk Brownske.

prisderivater som er skrevet på spotpriser på elektrisitet.

Det er også forsket mye på ekstrem energiprisendring og en av forskerne som har gjort dette er Koch (2013). Han viser at ekstreme energiprisendringer som ligger i de 10% av halens fordeling, klumper seg over energifuturesmarkedene under høykonjunktursyklusen for 2006-2012. Han fant ut at dette sammentreffet av slike halehendelser ikke kan forklares utelukkende ved felles tilbud og etterspørselsutviklingen. Han identifiserte negative sjokk til spekulantfinansiert likviditet som bestemmende faktor for synkroniserte prisfall på tvers av energimarkedene.

Det finansielle markedene er mye forsket på og estimering av VaR på finansiell aktiva er svært utbredt, gjennom modellering for å estimere volatiliteten i finansielle markeder. På det finansielle markedet omsettes forwards, futures og opsjonskontrakter, der prisdynamikk er en viktig faktor for å prise disse kontraktene også innenfor elektrisitetskontrakter. Innen den rene forskningen på de finansielle markedene tar man for seg finansielle aktiva (råvarer, aksjer osv). Noen av forskerne som har tatt for seg denne litteraturen er (se referanseliste) Akgirav V. 1989, Bollerslev et al 1992, Pagan 1990, Frances and Dijk 1996, Brailsford and Faff 1996, Brokks and Persand 2002 og 2003 og Berkowitz, Christoffersen and Pelletier 2009. Enigheten fra denne litteraturen er at GARCH (Generalized autoregressive conditional heteroskedastic) og andre modeller innenfor GARCH familien har en tendens til å virke bedre over forskjellige serier og datafrekvenser, enn andre teknikker som eksponentiell glatting, glidende gjennomsnitt og lineær regresjon.

Det har også vært mange artikler på volatiliteten til elektrisitetsmarkedet opp gjennom tidene, en av disse er fra Goto and Karolyi (2004) der de har sett på strømprisvolatiliteten over hele verden, men også i Nord Pool. Det er også blitt målt volatilitet i spot elektrisitetsmarkedet for Norden. Strozzi et al (2007) er en av disse, de var ute etter å finne om de var korrelert med kjente hendelser som for eksempel klimafaktorene til Nord Pool. Chan and Gray (2006) tok for seg VaR estimering for spotpriser for strøm, og de så på hvordan forskjellige modeller estimerte VaR i ulike strømmarkeder, her også Nord Pool. I denne studien kom de frem til at de mer avanserte modellen estimerte VaR mer presist enn de mer enkle modellene, på de samme datasettene. De testet i studiene fem modeller HS, ConVaR, AR-EGARCH-N, AR-EGARCH og AR-EGARCH-EVT. HS blir sagt at er en "naiv" modell som ikke gir noen vilkårlig forutsetning i den sanne fordelingen av avkastningen. Den har problemer med å skille mellom perioder med høy volatilitet

og perioder med lav. De andre modellene som også ble testet har en parametriske tilnærming. De tar hensyn til variasjonen over tid som ikke HS gjør, som kan være gunstig i strømprismarkedet siden det er sesongbasert.

AR-EGARCH-EVT som er modellen som blir fokusert mest på i studiene er en modell som er sammensatt av AR-EGARCH og EVT ("ekstrem verdi teori"). I den deskriptive statistikken fant de at ekstrisitetpriser blir karakterisert av ekstremt høye verdier for skjevhet og kurtosis. De fant ut at EVT (som ser på halens fordeling) hadde en bedre egenskap til å produsere mer nøyaktige VaR beregninger. Men for Nord Pool fant de derimot ut at den deskriptive statistikken viser at skjevhet og kortosis ikke hadde så store ekstremverdier. Observasjonene for prisendring holder seg nærmere medianen, altså at de har et smalere spenn. Derfor kunne de konkludere med at enklere modeller kan være tilstrekkelig for VaR estimering i Nord Pool.

De fant ut at AR-EGARCH-EVT var den modellen som utpekte seg mest, som fikk til den mest konsekvente estimeringen av VaR. Ut i fra at de hadde funnet ut at enklere modeller for Nord Pool kunne man estimere VaR ganske presist. De så nærmere på dette og fant ut at det mest sannsynlig hadde en forklaring i mindre kurtosis, skjevhet og et mindre spenn i prisendringen. I sin oppsummering fant de at AR-EGARCH-EVT for å kunne ta hensyn til estimering av de fete halene var de beste og mest presise modellene.

En effektiv VaR-estimering er avhengig av å estimere den betingede fordelingen til avkastningen av ulike finansielle aktiva/tidsserier. Forskningen på dette området har per i dag ikke kommet fram til én akseptert standard/metode for å estimere den betingede fordelingen, og VaR-estimering og kvalitetstesting er fortsatt et svært utfordrende statistisk problem (Engle og Manganelli (2004), Taylor (2008)). Kvantilregresjonmetoden ble opprinnelig utviklet av Koenker og Bassett (1978). Kvantilregresjon blir sett på som et nyttig verktøy innenfor flere retninger i statistikk. I tidsrekkeanalyser benytter man ofte minste kvadraters metode for å finne estimater. Ved bruk av minste kvadraters metode, beregner man betingede gjennomsnittsestimater av forventningen til responsvariabelen. Man ser med andre ord på hvordan tidsrekker gjennomsnittlig utvikler seg. Ved bruk av kvantilregresjon, kan man i stedet minimere absoluttavstand, vektet i forhold til det kvantil man ønsker å se på, slik at man kan regne ut betingede kvantilestimater. Gjennom kvantilregresjon kan vi altså se på hele fordelingen til det vi ønsker å estimere. Denne

metoden blir sett på som en effektiv og ideell metode for å estimere den betingede sannsynlighetsfordelingen (Taylor 1999) til avkastningsfordelingen (halene til fordelingene). Kvantilregresjon er derfor effektivt når man skal estimere VaR (halenes fordelingen).

I min analyse skal jeg benytte meg av HS, ARCH, GARCH(1,1), RiskMetrics og Har-Qreq. Jeg har valgt disse modellene fordi HS er en populær kvantilregresjonsanalyse. ARCH og GARCH(1,1) også mye brukt i analyser av elektrisitetsmarkedet. RiskMetrics er også mye brukt og ofte blir den presentert som den beste estimeringsmodellen for VaR. Jeg tenkte også det kunne være spennende og teste en nyutviklet modell ved navn Har-Qreq, som ikke er blitt testet på Elspot markedet før. Har-Qreq er også en kvantilregresjonsanalyse som HS. Valget falt på disse fem modellene for å få et utvalg av de mest brukte sammen med noen som var mer unike og nye. Det er heller ingen enighet om modellvalget som nevnt over, derfor velger jeg noe som jeg antar vil passe for elektrisitetsmarkedet.

3. Det Nordiske kraft markedet (Nord Pool)

Nord Pool nordisk elektrisitetsbørs, er verdens første flernasjonale markedsplass for fysisk krafthandel. Den blir sett på som en internasjonal råvarebørs for elektrisk energi. I følge en energilov som kom i 1990 ble børsfunksjonen utvidet i 1996 til å omfatte også Sverige med det svenske sentralnettselskapet Svenska Kraftnet som medeier. Selskapet byttet da navn til Nord Pool. Denne markedsplassen gir mulighet for krafthandel basert på tilbud og etterspørsel gjennom offentlig kjente prissignal (Nordpoolspot.com).

Et meget stort antall aktører fra Norge, Danmark, Sverige, og andre land handler elektrisitet på Nord Pool. Nord Pool tilbyr blant annet kontrakter med varighet på en time, gjelder for fysiske levering neste dag og fastlegges ut fra den pris som balanserer tilbud og etterspørsel. Dette markedet kalles spotmarkedet. Det Nordiske spotmarkedet for kraft er i dag drevet av Nord Pool AS. Mange selskaper foretrekker å benytte terminkontrakter som et instrument for risikostyring og budsjettering av fremtidig krafthandel. Nord Pool tilbyr også finansielle produkt som opsjoner, der aktøren kan kjøpe eller selge en rett til å kjøpe eller selge til en bestemt pris.

Dagens markedspris er kjent som spotprisen. Elektrisitetsmarkedet er et "day-ahead" marked der det er typisk at man handler forward/future kontrakter før leveringsperioden. Gjennomsnittlig spotpris blir regnet ut etter kontraktsperioden og brukes til å regne ut resultatet på kontraktene etter de har gått til levering. For å bruke terminmarkedene, må man kjenne prisprosessen i spotmarkedet, dette er grunnen til at man studerer prisprosessen i spotmarkedet.

Det nordiske spotmarkedet er i perioder delt inn i separate prisområder på grunn av begrensninger i overføringsnettets kapasitet (flaskehals) mellom områder. I dag opererer Norge med seks slike periode områder, Oslo, Kristiansand, Tromsø, Trondheim, Bergen og Kristiansund. I Danmark er det delt i vest-Danmark og Øst-Danmark. Sverige er delt i fire med Stockholm, Malmø, Luleå, og Sundsvall. Finland, Estland, Litauen og Latvia er ikke delt opp i områder.

Det er mye usikkerhet i strømmarkedet, noen kjennetegn til dette er de ofte uventede og ekstreme stigningene i spottprisene. Disse har fått kallenavnet hopp (*jumps*) og pigger (*spikes*). Hopp og pigger utgjør en stor risiko for strømleverandørene, dette fordi innenfor en kort tidsperiode kan systemprisen øke betraktelig for så å gå tilbake til normalen. Disse stigningene

kan man tape store pengesummer på om spotprisen er veldig lav en periode. Under slike tilfeller benytter leverandøren seg ofte av forwardkontrakter på et år, dette blir gjort for å sikre prisen på strømmen de selger innenfor perioden. (Weron, 2006). Det tyder også på at det er sesongvariasjoner i kraftmarkedet, dette er noe jeg har valgt å ikke vektlegge i denne oppgaven.

I 1990 da den deregulerende strømloven kom i Norge for det nordiske strømmarkedet, ble det mindre streng handel for elektrisitet på kraftmarkedet. Loven ble iverksatt 1 januar 1991. I 1993 etablerte Nord Pool et forwardmarked. Markedet brukte et auksjonshandlingssystem som tok for seg fysisk levering av de omsatte strømkontraktene. Det ble så foretatt en testperiode der fokuset ble lagt på preferanser fra deltakere, etter dette ble forwardmarkedet etablert.

Det Nordiske strømmarkedet utviklet seg etter dette, og det viste seg da at forwardkontraktene måtte endres for å øke likviditet og fremme handel. Gjennom dette utviklet det finansielle markedet seg.

- *1993*: Statnett Marked AS etablert som et uavhengig selskap. Peak-load³ og off-peak-load kontrakter ble fjernet for å kunne konsentrere handelen til base-load⁴ kontrakter.
- *1994-1995*: ble rammeverket for en integrert nordisk kraftmarkedskontrakt laget for det norske storting. Sammen med Nord Pool's lisens for grensehandel, ble denne rapporten grunnlaget for spothandel på Nord Pool. Det ukentlige handelssystemet ble erstattet av et kontinuerlig handelssystem. Finansielle kontrakter ble endret fra fysiske leveranseavtaler til finansielle kontrakter med kontant oppgjør ved forfall, dette ble gjort for å fremme handel med nye aktører og for å stimulere til større likviditet. De finansielle kontraktene har referansepris som er spot prisen.
- *1996-1998*: ble Sverige med i Nord Pool og de ble med det med på det første multinasjonale markedet for handel av strøm. 1998 kom Finland, og det åpnes et kontor i Odense, Danmark. Nord Pool går også i denne perioden over fra å bruke NOK til å bruke Euro, dette gjør det enklere å handle på tvers av landegrensene.
- *1999-2002*: ble Elbas lansert som et eget marked i Finland og Sverige. Rett etterpå kommer Elspot handel. 2000 blir det Nordiske markedet fullt integrert ettersom Danmark blir med.

³ APPENDIKS: 1.1 Peak load

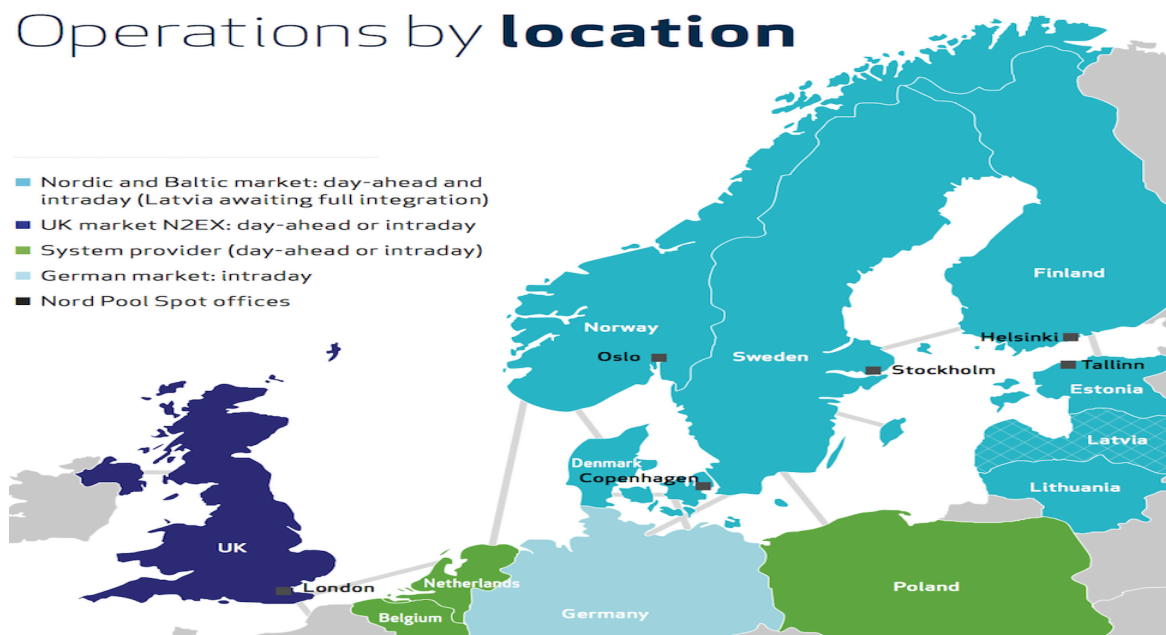
⁴ APPENDIKS: 1.2 Base-load

Nord Pool spotmarked blir organisert i en egen virksomhet, Nord Pool AS.

- 2004-2006 blir øst Danmark med i Elbas markedet. Nord Pool åpner ”Kontek bidding area”⁵ i Tyskland og i 2006 blir Elbas lansert i Tyskland.
- 2007 lanseres Elbas i Vest Danmark, og i 2009 blir Norge med i Elbas markedet.
- 2010-2013, Nord Pool Spot og Nasdaq OMX⁶ lanseres på det Britiske markedet N2EX⁷. Samtidig blir Estland med. Litauen ble med i 2011 og Latvia i 2013. (Nordpoolspot.com)

I dag er det ca. 370 aktører fra 20 forskjellige land som handler i ett eller flere av Nord Pools markeder. Utenom de nordiske aktørene som handler blir det også handlet av aktører fra Storbritannia, USA, Frankrike, Tyskland, Sveits, Italia og Nederland over børsen. Men de norske aktørene utgjør ca. 55% av Nord Pools kunder. I denne oppgaven har jeg valgt å dele opp Elspot markedet i tre deler, der første periode inneholder kun Norge (1993-1996), den andre perioden ble ett naturlig valg når Sverige ble med, som det første nordiske landet utenom Norge (1996-2004). Som også markerer når Nord Pool ble et flernasjonalt kraftmarked. For den siste perioden ble valget lagt på Tyskland (2004-2013). Dette fordi det nå gikk fra å ha kun nordiske land med til å få med land fra Europa, i tillegg er Tyskland et stort land med annerledes energiprofil enn mange av de nordiske landene.

Figur 1: Nord Pool oversikt



⁵ APPENDIKS: 1.8 Kontek bidding area

⁶ APPENDIKS: 1.9 Nasdaq OMX

⁷ APPENDIKS: 1.3 N2EX

3.1 Etterspørsel / tilbud og risikofaktorer

I Norge kommer det meste av strømmen som produseres fra vannkraft. Kraftmagasinene fylles med nedbør og smeltevann gjennom årets ulike sesonger. Produksjonskapasiteten henger derfor tett sammen med nedbørsmengde og snøsmelting. Store og velfylte vannmagasiner gir mulighet for strømproduksjon også i de deler av året hvor det ikke kommer nytt vann i magasinene. Man kan da si at man lagrer strøm som vann i magasinene. Når man da produserer strøm er det en frekvens, som må brukes med en gang. Det brukes mye strøm til oppvarming i vinterhalvåret. Dermed henger forbruket selvsagt sammen med temperaturen utendørs. Det er da en fordel å ha fulle magasiner til vinteren, siden det er da det er størst forbruk og lite etterfylling av magasinene. (Hafslund, 2013⁸)

Det er ulike faktorer som påvirker strømprisen i det norske markedet. Prisen i strømmarkedet bestemmes av tilbud og etterspørsel på Nord Pool. Mye strøm til salg i markedet fører til lavere pris, og stor etterspørsel betyr som regel at prisen på kraftbørsen øker. Som nevnt over har nedbørsmengde stor betydning for prisen på kraftbørsen. Men siden det er et felles marked som stadig får sterkere tilknytning til deler av Europa, vil også andre faktorer som dollarkursen, olje/gasspriser, kull priser og kvoter på Co2-utslipp ha påvirkning på strømprisen. Samtidig vil sprengkulde og kapasitetsbegrensninger i kraftnettet føre til høyere strømpriser. (Skagerakerenergi⁹)

Som nevnt over har dollarkursen påvirkning på strømprisene. Lav dollarkurs gir lavere kullpris, da kull prises i dollar. Ved lav dollarkurs blir det bedre vilkår for eksempel tysk kullkraft, som igjen kan gi øket eksport fra det tyske kraftmarkedet til det nordiske. Det nordiske kraftmarkedet er også koblet sammen med kraftmarkedet i andre land. Et av disse er Tyskland. Dermed vil tilbud og etterspørsel på kontinentet også påvirke prisene i Norden. Prisforskjellene mellom dag og natt er også mye større i Tyskland enn i Norden (Hafslund,2013⁹).

⁸ http://www.hafslund.no/strom/bedrift/slik_fungerer_strommarkedet/2063

⁹ http://www.skagerakerenergi.no/eway/default.aspx?pid=300&trg=MainRight_9401&MainArea_8872=9401:0:&MainRight_9401=9404:150560::0:9280:360:::0:0&SearchWord=

Faktorer som påvirker produksjonsevne i Norden¹⁰:

- **Nedbørsmengde**

Mye nedbør gir mer vann i kraftproduksjon som igjen øker tilbudet på børsen og driver prisene ned. Hvor nedbørsmengden ender opp er avhengig av hvor vannmagasinene ligger og grunnvannstanden (lite grunnvann gjør at det blir mindre vann i magasinene).

- **Kjernekraftproduksjon**

Det er flere store kjernekraft i Norden. Hvorvidt vi får mer eller mindre kjernekraft i Norden er først og fremst et politisk spørsmål. I Sverige planlegger man å stenge enkelte, samtidig som man oppgraderer eksisterende kraftverk.

- **Ny produksjonskapasitet**

Dersom man bygger ut produksjonskapasitet vil tilbudet av kraft øke. Dette kan bidra til å holde prisen nede.

Faktorer som påvirker forbruksutvikling¹⁰:

- **Temperaturforhold**

I Norden er oppvarming av bolig i stor grad basert på strøm. Med dette har temperaturen stor innvirkning på etterspørselen.

- **Kraftbruk over tid**

Økt forbruk gir høyere etterspørsel på kraftbørsen, som igjen fører til høyere priser

- **Aktivitetsnivå i økonomien**

Generelle samfunnsøkonomiske svingninger som ned- og oppgangstider virker også inn på kraftforbruket og dermed handelen.

¹⁰ <http://www.skagerakerenergi.no/eway/pdf/Hva%20p%C3%A5virker%20str%C3%B8mprisene%20i%20Norden.pdf>

3.2 Volatilitet i det nordiske kraftmarkedet

Typiske kjennetegn ved kraftpriser på Nord Pool er en meget høy volatilitet og et stort antall meget store, eller ekstreme, prisendringer. Byström (2005) analyserte ekstremverditheori (EVT) for å se på halene (haledistribusjonen) av prisendringsdistribusjon. Studiene tyder på at EVT er interessant for både risikostyring og porteføljeforvaltning i det svært volatile kraftmarkedet.

Erfaringen fra kraftmarkedet viser at det er volatilitet grunnet særegenheter, først er kontinuerlig belastningsvariasjon knyttet til at det er umulig å gjøre det lønnsomt å lagre elektrisk energi. Den generelle prisvolatiliteten avhenger av en rekke parametere som: drivstoffpriser (ofte knyttet til valutakurser), tilgjengeligheten til genererende enheter, hydrogenererende produksjon, etterspørsel etter elektrisitet og variasjoner, trafikk på nettverket og ledelsesregler for noen bestemte kraftmarkeder. En av studiene som er gjort i dette feltet er av Benini et al (2002) som analyserte en-dag-frem spotmarkedets prisvolatilitet. De fant at det var kortsiktig volatilitet og at prisvolatilitet avhenger av en rekke parametere. Noen av dem er: drivstoffpriser, valutakurser, etterspørselstetthet og nedbørmengde.

Som nevnt over har også Lucia og Schwartz (2002) forsket på dette. De studerte volatiliteten fra perioden 1993 til 1999 og fant ut at den årlige volatiliteten lå på 189 % i det Nordiske kraft markedet. Det er også mye forskjell på varme og kalde perioder i året. De fant at den varme perioden er dobbel så volatil som den kalde. Som nevnt over har denne volatilitets flere ulike årsaker.

3.3 Den nordiske kraftproduksjon

Elektrisk produksjon varierer kraftig mellom de nordiske landene. I Norge er nesten all elektrisk produksjon generert fra vannkraft. I Sverige bruker de en kombinasjon av vannkraft og atomkraft. I Tyskland er det hovedsakelig atomkraft og fossil energi som blir brukt.

Vannkraftproduksjon i Norden varierer mye på grunn av det faktum at den hydrologiske balansen skifter betydelig fra årstid fra årstid. Derfor blir den årlige andelen av samlet produksjon generert via fornybar energikilder og dermed også fossil energi varierer betydelig fra år til år. I 2012 så produksjonsdelingen for de landene jeg har tatt med i oppgaven, slik ut:

Tabell 1: 2012 produksjon i TWh og i vektet % fra forskjellige energikilder¹¹

	Norge		Sverige		Tyskland	
	TWh	Vektet %	TWh	Vektet %	TWh	Vektet %
Fornybar energi*	144.5	98%	84.8	52%	143.5	23%
Vindkraft	1.6	1%	7.1	4%	50.7	8%
Vannkraft	142.9	97%	77.7	48%	21.8	4%
Fossil brensel**	3.4	2%	4.6	3%	361.1	58%
Atomkraftverk	0	0%	61.2	38%	99.5	16%
Andre	0	0%	10.8	7%	25.7	3%
Total produksjon	147.8	100%	161.6	100%	629.9	100%

***Fossil brensel er hydrokarbonholdig stoffer som kull, naturgass, oljeskifter og tjæresand. *Fornybarenergi er et samlet begrep for vindkraft, vannkraft, bioenergi, solcelle og søppel, i tabellen over har jeg vist tall for vind og vann siden dette er den største energi kilden i Norge (det er også verdt å nevne at Tyskland har flere fornybare energifaktorer enn de som de to som er satt opp). Full tabell finner man i appendiks i tabell 12.*

Ut i fra tabellen 1 så var det meste av totalproduksjonen i Norge fra fornybar energi gjennom vannkraft, hele 97 % av totalproduksjonen. I Sverige lå det meste av totalproduksjonen i Atomkraftverk og vannkraftverk som blir 86 % til sammen. I Tyskland er det litt mer spredt men det meste ligger i fossil brensel og i atomkraft står for 74 % av totalproduksjonen.

3.4 Markedsintegrasjon

Markedsintegrasjon defineres ved at aktører fra ulike delmarkeder kan fritt handle i andre delmarkeder. Dermed følger prisene hos forskjellige land eller relaterte varer et lignende mønster over en lang tidsperiode. De grupperte prisene flyter ofte proporsjonalt med hverandre, og når dette forholdet er helt klart blant ulike markeder sier man at man har markedsintegrasjon, markedet er da integrert. Markedsintegrering blir da en indikator som forteller hvor mye ulike markeder er relatert til hverandre. Denne oppgaven ser om markedsintegrasjonen på Nord Pool har endret prisene eller volatiliteten til Elspot markedet signifikant.

¹¹ http://www.nordpoolspot.com/Global/Download%20Center/TSO/Nordic-production-split_2004-2012.pdf, <https://www.destatis.de/EN/FactsFigures/EconomicSectors/Energy/Production/Tables/GrossElectricityProduction.html>

4. Nord Pools Markeder

Nord Pool er handlingsplassen for kraftkontrakter og opererer med to markeder, det fysiske markedet og det finansielle markedet. Innenfor det fysiske markedet er det organisert i to markeder: Elspot og Elbas. I det finansielle markedet er det organisert i to markeder: Eltermin og Elopsjon.

4.1 Det fysiske markedet

Elspot, en-dag-frem, er et felles nordisk marked for kontrakter for levering av fysisk kraft, neste døgn, time for time. Systemprisen¹² blir kalkulert på grunnlag av aktørenes samlede kjøps- og salgsanmeldinger. Systemprisen i Elspot-markedet er også en felles pris for hele det nordiske markedet og blir også brukt som referansepris for prissetting av den finansielle krafthandelen i Norden. Systemprisen viser også forholdene mellom produksjon og forbruk i Norden¹³. Områdeprisene er en annen pris i tillegg til systemprisen. Den tar hensyn til eventuelle flaskehalsar i overføringsnettet i Norden¹⁴.

Elbas er et kontinuerlig fysisk marked for krafthandel i Sverige, Finland, Danmark og Tyskland med timekontrakter. Kontraktene tas opp til notering etter at transaksjonen i Elspot for neste døgn er avsluttet, og kontraktene kan handles inntil en time før levering. På Elbas kan man justere handler som ble gjennomført i Elspot markedet helt frem til en time før levering. Prisene er basert på den laveste salgsprisen og den høyeste kjøpsprisen, uavhengig av når en ordre er plassert.

4.2 Det finansielle markedet

Nord Pool ASA tilbyr handel i terminkontrakter og oppgjør til børsmedlemmer i det finansielle markedet. I den finansielle krafthandel inngår kjøp og salg av finansielle instrumenter som brukes i risikostyring og prissikring i kraftmarkedet, uten at fysiske leveranse av kraft finner sted. Tidshorisont på kontraktene kan være fra minimum 1 dag opptil maksimalt 5 år frem i tid, distribuert på døgn, uker, måneder, kvartaler og år. Det finnes fire typer derivatkontrakter 1) Futures 2) Forwards 3) Opsjoner og 4) *Contracts for Difference* (CfD)¹⁵.

¹² APPENDIKS: 1.10 Systempris

¹³ <http://www.nordpoolspot.com/How-does-it-work/Day-ahead-market-Elspot-/Price-calculation/>

¹⁴ <http://www.nordpoolspot.com/How-does-it-work/Day-ahead-market-Elspot-/System-price-different-from-area-price/>

¹⁵ APPENDIKS: 1.11 Contracts for Difference (CfD).

4.2.1 Forward og Futures

Forwardkontrakter for kraft er et finansielt instrument mellom kjøper og selger om et avtalt kvantum, til en forhåndsbestemt pris på en avtalt leveringstid. Futureskontrakter er finansielle instrumenter som baserer på rettigheter og forpliktelser mellom kjøper og selger som både gjelder et daglig kontantoppgjør i handels- og leveringsperioden, og et endelig kontant oppgjør ved kontrakttidens slutt. Kontantoppgjøret gjenspeiler differansen mellom en avtalt pris og prisvariasjoner i systemprisen i spotmarkedet i forhold til et avtalt kvantum kraft i leveringsperioden (Damodaran, 2012). Eltermin¹⁶ er en av fire markeder på Nord Pool. Dette markedet er et finansielt terminmarked for prissikring av handel med kraftkontrakter. Eltermin består i dag av Future- og forwardkontrakter med tre års løpetid (tidshorison).

4.2.2 Opsjoner

Opsjoner er omsatt både i ”*exchange*” og OTC¹⁷. Det er to basistyper av opsjoner: Call og Put opsjoner. Call-opsjonen gir innehaveren en rett til å kjøpe det underliggende aktivum til en gitt tid og til en gitt pris. Put-opsjon gir innehaveren en rett til å selge det underliggende aktivum til en gitt tid til en gitt pris. Kontraktsprisen kalles utøvelsespris og kontraktens dato er løpetiden til tidshorisonen. Jeg har også to kategorier av opsjonskontrakter: Amerikanske og Europeiske opsjoner. Amerikanske opsjoner kan innløses tidligere mens Europeisk opsjon kan bare innløses etter at løpetiden er gått ut (Damodaran, 2012). Elopsjon⁹ er en av de fire markedene på Nord Pool og er et finansielt instrument for risikostyring og budsjettering av fremtidige inntekter og kostnader knyttet til handel med el-kontrakter. Dette foregår som opsjoner.

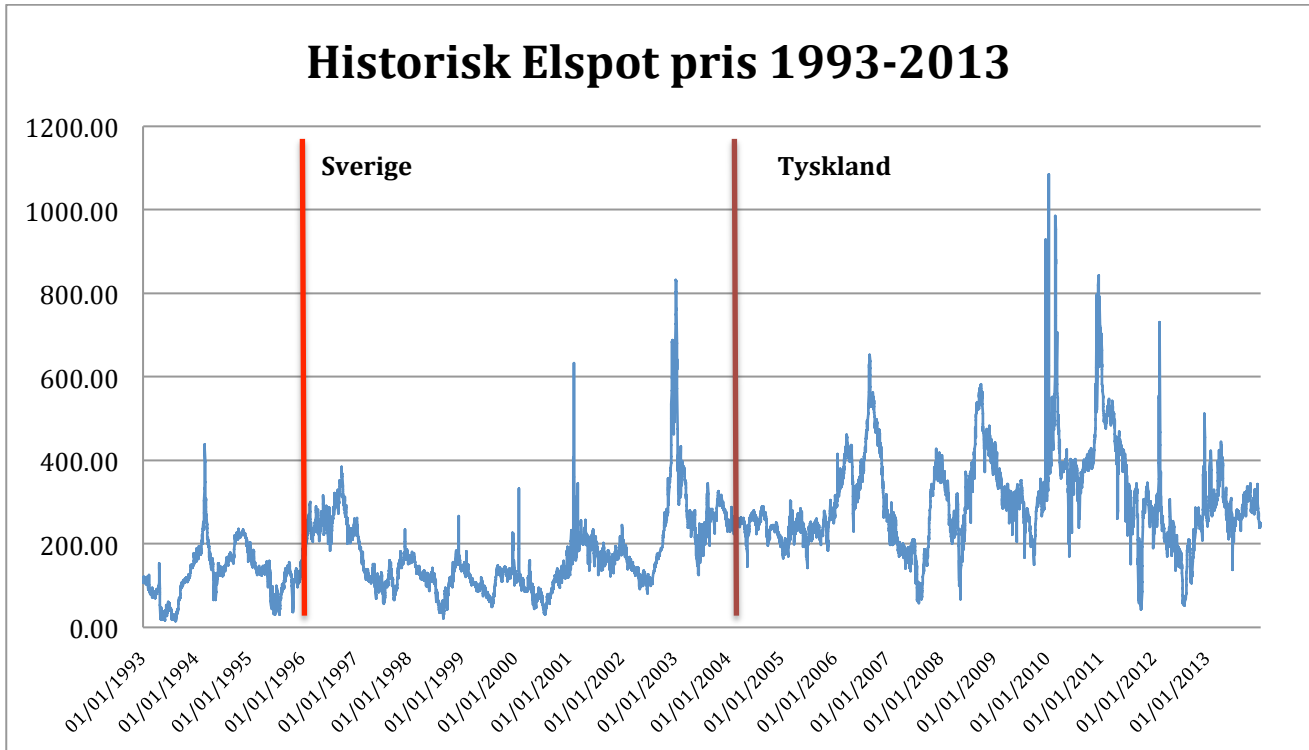
¹⁶ <http://www.energifakta.no/documents/oekonomi/kraftmarked/nordpool.htm>

¹⁷ APPENDIKS: 1.4 OTC (over the counter)

4.3 De valgte datasettene

Min analyse går ut på dagspriser fra Elspot (1993-2013). Elspot er vokst seg til et stort marked etter Nord Pools start. Som nevnt over er det et fysisk marked for omsetning av elektrisitet med levering døgnet etter. Jeg har valgt å se på Elspot med daglige observasjoner i oppgaven. Dataene som brukes kommer fra en ftp-server jeg fikk tilgang til gjennom Nord Pool. Alle verdiene som blir oppgitt i oppgaven er i Norske kroner. Elspot er delt opp i seks områder i Norge: Oslo, Bergen, Trondheim, Tromsø, Kristiansand og Kristiansund. Det ønskelige var å lage et datasett som representerte hele Norge. Beslutningen ble å ta et aritmetisk gjennomsnitt av de største byene, Oslo, Trondheim og Bergen. Oslo har data helt tilbake til 1993 mens Bergen og Trondheim først har data fra 1996. Det er viktig å merke seg at datasettet fra 1993-1996 er en ren Oslo-pris, mens fra 1996-2013 blir det et gjennomsnitt av de tre områdene. Under er det satt opp en grafisk fremstilling med tanke på integrasjon på Elspot.

Figur 2: Historisk Elspot pris 1993-2013 i dagligveid pris (NOK/MWh) for hele perioden, med indikator på når Sverige og Tyskland ble med.

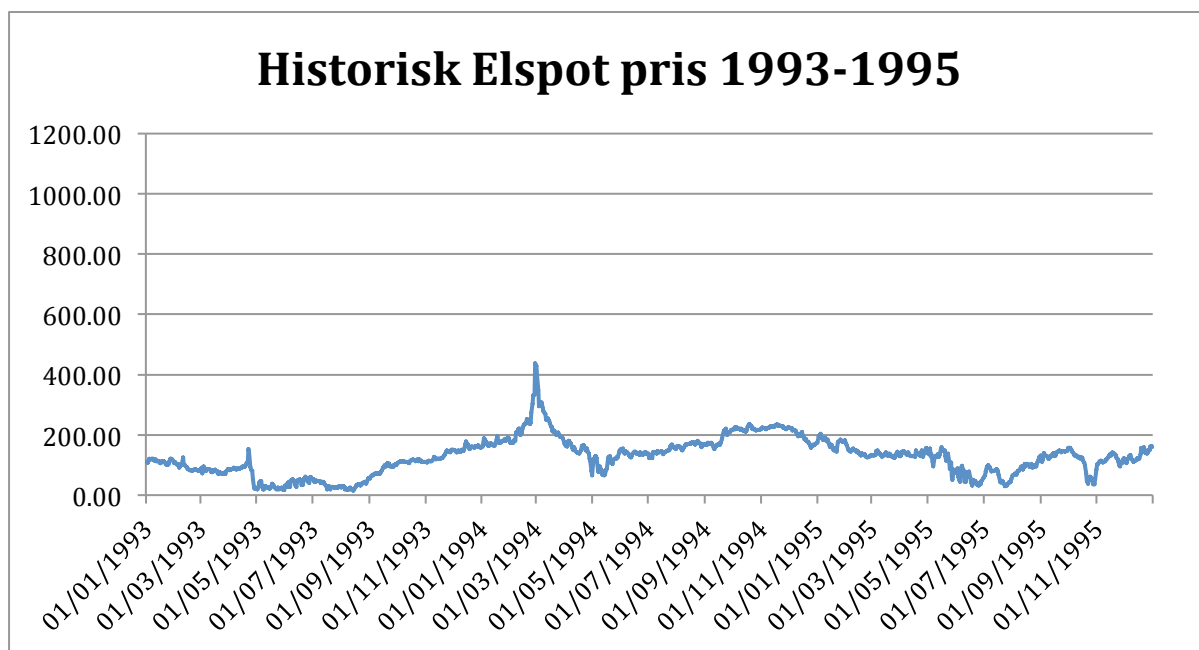


Figur: 3 tidslinje

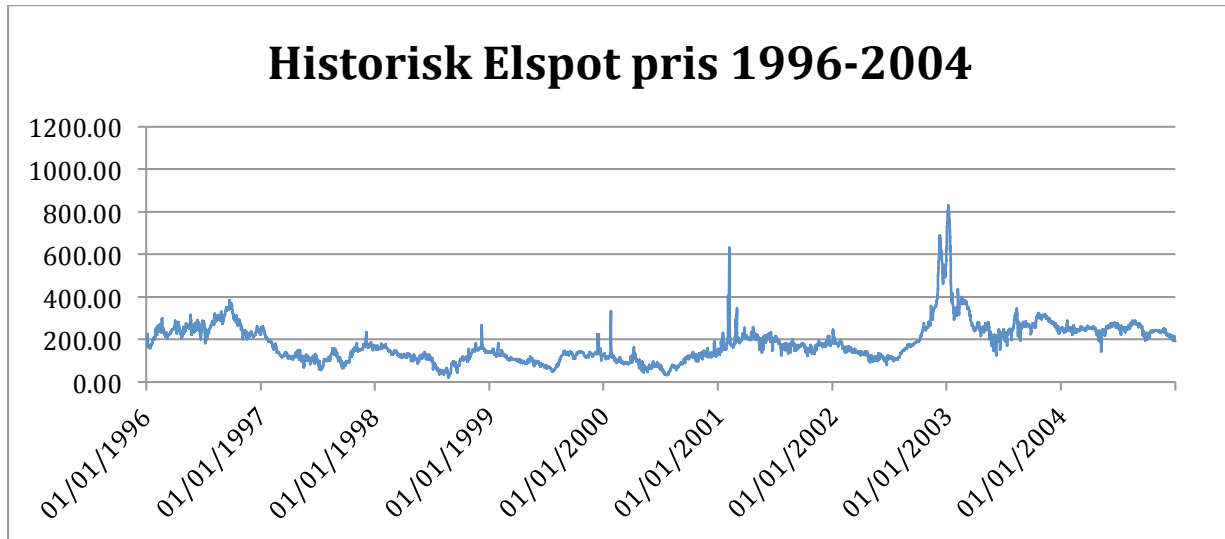


Jeg har valgt å se på markedsintegrasjon i Nord Pool, og dermed finne ut hvordan integrasjonen påvirker elektrisitetspriser og volatiliteten på Nord Pools Elspot. Som vist i figur 3 over, har det kommet inn mange land i løpet av årene. Jeg har delt opp settet jeg har valgt å bruke i Sett 1: 1993-1996 som vil si tidsepoken når det kun var Norge som var med i Nord Pool, dette for å få en referanse før integrasjonen. Sett 2: 1996-2004, i 1996 kom Sverige med i Nord Pool som første land i tillegg til Norge. Og Sett 3: 2005-2013, i 2005 ble Tyskland med markeds partner. Det var naturlig å velge Tyskland til det tredje settet, da det er det førte landet utenfor Skandinavia som ble en markeds partner, men også fordi det er et stort land med et stor elektrisitetsmarked, og kan ha påvirkning på prisene til Elspot. Jeg tester også hovedsettet som består av Elspot-priser for hele perioden (1993-2013, se figur 2 over).

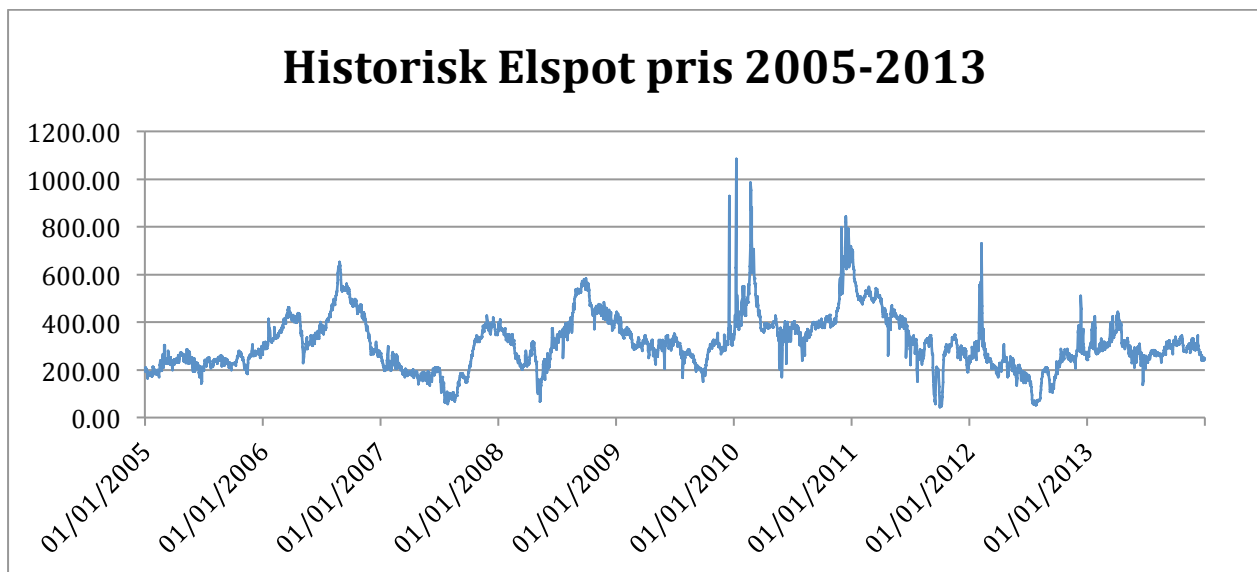
Figur 4: Sett1, Elspot pris fra 01.jan.1993 til 31.des. 1995 på Nord Pool med kun Norge som et marked. (Målt i dagligveid pris (NOK/MWh))



Figur 5: Sett 2, Elspot pris fra 01.jan. 1996 til 31.des. 2004 på Nord Pool da Sverige ble med i Nord Pool i 1996. (Målt i dagligveid pris (NOK/MWh))



Figur 6: Sett 3, Elspot pris fra 1. jan. 2005 til 31. des. 2013 på Nord Pool da Tyskland kom med i Nord Pool i 2005. (Målt i dagligveid pris (NOK/MWh))



Visuelt ser man at det er liten prisendring i Sett 1, mens i Sett 2 og 3 er det noen topper (utpekende endringer) i prisen over settenes periode, der det er mulig at prisprosessen er ulik. Dette vil jeg gå videre inn på i Kap. 4 der jeg legger frem data settet som er brukt og den deskriptive analysen.

5. Teori og analysemetode

I dette kapitlet skal vi gå gjennom risikostyring og tidsserie generelt for å forklare teorien og analysemetoden jeg skal bruke i denne oppgaven. Kapitlet begynner med å gå inn på Risikostyring der Value at risk og modellene HS, ARCH, GARCH(1,1), RiskMetrics og Harkness blir presentert. Det kommer også inn et avsnitt om alternative analysemetoder jeg velger å ikke vektlegge så mye. Under tidsserie vil det komme en generell forklaring og litt om øvre prisprosesser. Det er viktig å forstå analysemetodene før man begynner med beregning av dem, derfor er det lagt vekt på dette i kapitlet. Det sentrale spørsmål når vi studerer markedsintegrasjon er altså følgende: hvordan kan vi analysere prisprosessen? Vi setter analysene i en risikostyringssammenheng, siden vi bruker målene utviklet her som markører på om prisprosessene endres.

5.1 Risikostyring

Siden midten av 1990-tallet har risikostyring gjennomgått en dramatisk utvidelse i rekkevidde og betydning (Power, 2008). Det har blitt forvandlet fra et aspekt av styring til å bli en målestokk på godt styringssett for banker, sykehus, skole, veldedige organisasjoner, samt mange andre organisasjoner. Legalisering og byråkratisering av organisasjoner har økt, fordi risikostyring har skapt nye krav til bevis og dokumentasjon på handlingen som er blitt gjort.

Finansiell risikostyring omfatter utformingen og gjennomføringen av prosedyrer som identifiserer, analyserer/måler og prioriterer tiltak for å følge opp risiko. Det er viktig at bedriften har forståelse for og er klar over risikoen de påtar seg eller står ovenfor i markedet. Risikostyring er et verktøy for å sikre måloppnåelse og for å forebygge og begrense hendelser som kan påvirke måloppnåelsen negativt. Hvordan kan du begrense potensielt tap, og samtidig la tradere ha synspunkter på markeder? Dette er risikostyrerens jobb.

Det er her VaR kommer inn (Jorion, 2007). Revolusjonen i risikostyring som startet med VaR-baserte mål av finansiell markedsrisiko sprer seg nå til firmaers risikostyring over hele verden. Man kombinerer pris/utbytte-forholdet med sannsynligheten til en negativ markedsbevegelse. VaR er et statistisk risikomål for potensielt tap, kort forklart estimerer man risiko med VaR. Denne risikomålingen vil bli forklart under.

5.1.1 Value at Risk

Value at risk (VaR) kan spores tilbake til Markowitz's (1952) banebrytende arbeid om porteføljevalg. Han noterte at "You should be interested in risk as well as return" (Markowitz, 1952).

VaR ble først ordentlig brukt i 1998, det ble da brukt av banker for å estimere VaR på eiendom for å kalkulere regulatoriske kapitalkrav. VaR har blitt mye diskutert positivt og negativt opp gjennom tiden. VaR blir i dag brukt som et statistisk mål på nedsiderisiko basert på nåværende posisjon. Fordelen ved denne modellen er at den summerer risiko til et tall som er enkelt å forstå.

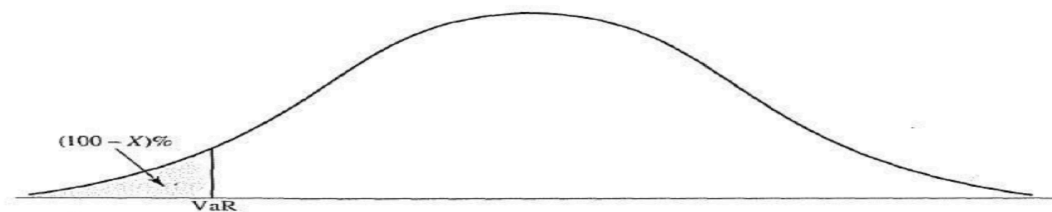
VaR antar at den nåværende porteføljens tetthet er "frost" over tidshorizonten. VaR sier at "We are $c\%$ sure that we will not lose more than USD V in time T " (der c er konfidens intervallet og V er VaR). Vi definerer VaR med en finansiell posisjon over tidshorizonten ℓ , med hale sannsynligheten p , VaR er det minste tapet og L er tapet, formelen blir da (Tsay, 2010):

Formel 1: Value-at-Risk

$$p = \Pr[L(\ell) \geq VaR] = 1 - \Pr[L(\ell) < VaR] \quad (1.0)$$

Fra formelen over er sannsynligheten at posisjonens vil komme over et tap som er større eller lik VaR, over tidshorizonten ℓ er lik p . Dette er også illustrert i figuren under, hvor endringen til porteføljen er tilnærmet normalfordelt. Der X er konfidensnivået. (Jorion, 2007, Tsay, 2010)

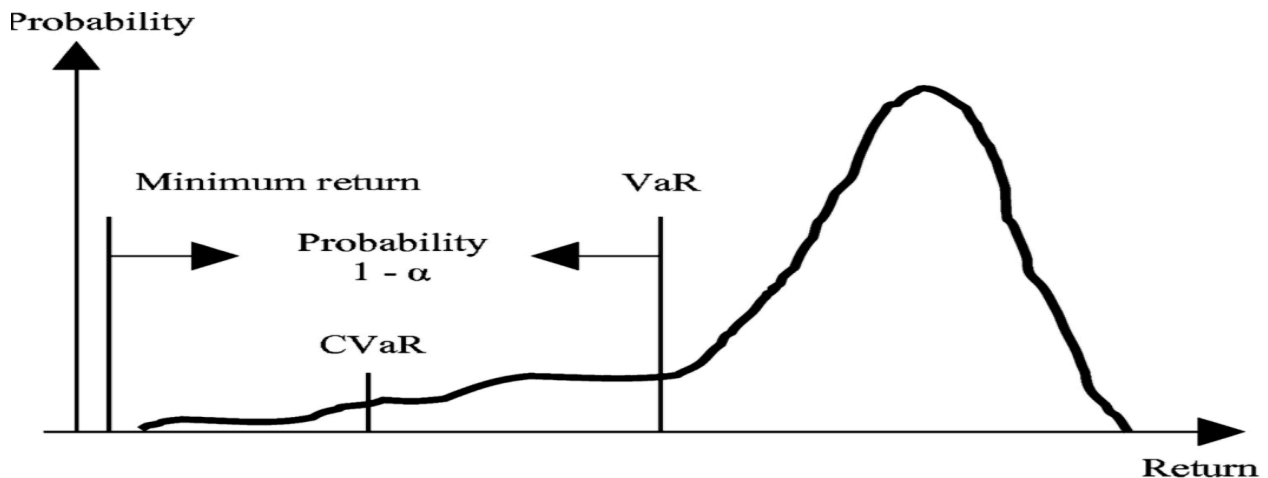
Figur 7: Grafisk fremstilling av VaR



Figuren over viser en tilnærmet normalfordelt portefølje. I illustrasjonen over prøver man å vise hvor stort tapet maksimalt kan bli de neste N dagene. VaR har to parametere: konfidensnivået som her er $X\%$, og tidshorizonten (N -dager). Man kan da tenke seg en portefølje hvor $N=4$ og

$X=95$, er VaR den femte prosenten av fordelingen til endringen i verdien til porteføljen over de neste 4 dagene. Problemet med denne formen for VaR finner vi hvis vi ser på en person som ønsker å gå inn i en portefølje med mer risiko, og som ikke har en avkastningsfordeling som er normalfordelt. Dette vil ikke øke VaR'en man får. Dette kan man se i figuren under.

Figur 8 : CVaR vs. VaR (Serraino and Uryasev, 2008)



Selv om figurene 7 og 8 er litt forskjellige, ser man tendenser til at figur 8 nederst har mye større risiko enn i den figur 7 som er over siden tapet er mye større.

Noe som kan gjøre at vi kan håndtere problemet er ved bruk av en Conditional VaR¹⁸, noe som også er kalt expected shortfall (ES). ES blir definert som den forventede verdien av en porteføljes tap gitt at en VaR overskridelse har oppstått. Conditional ES er definert som:

Formel 2: CES

$$ES_{t+1} = E_t[r_{t+1} | r_{t+1} < -VaR_{t+1}] \quad (2.0)$$

Her er r_{t+1} er avkastningen for en portefølje på tidspunkt $t+1$. Siden t er et vilkårlig mål på tid, $t+1$ blir også referert til en vilkårlig enhet av tid (dag, to-år, 5 år, osv). I en CVaR blir spørsmålet: "Hvis ting går galt, hvor mye kan man forvente å tape?". Selv om det finnes svakheter i VaR blir denne fremdeles fastsatt som det viktigste risikomålet og ikke CVaR (Tsay, 2010).

¹⁸ <http://www.kevinshppard.com/images/4/47/Chapter8.pdf>

5.1.2 Alternative analysemetoder

Det finnes utallige analysemetoder for tidsserier i tillegg til de som er nevnt over. Noen av disse alternative analysemetodene er AR, MA, ARMA, ARIMA og ARFIMA. Der en "autoregressiv modell" (AR)¹⁹ er en representasjon av en type tilfeldig prosess, som beskriver en tidsvarierende prosessene i økonomien. "Moving average" (MA)²⁰ er en mye brukt indikator i teknisk analyse som hjelper med å jevne ut prisutslag ved å filtrere ut "støy" fra tilfeldige svingninger. Disse to modellene er ofte vevd inn i hverandre for å generere nye modeller. Et eksempel på dette er "auto regressiv-moving-average" (ARMA)²¹. Et annet eksempel er "autoregressive integrated moving average" (ARIMA)¹⁹, som kombinerer alle de tre modellene som er tidligere nevnt. En "autoregressive fractionally integrated moving average process" (ARFIMA)²² deler samme form for representasjon som en ARIMA (p,d,q) prosess, men i kontrast til den normale ARIMA prosessen får "differens parameteren" d lov til å ta ikke-heltallsverdier.

Vi kan også gå dypere inn i GARCH-familien. Noen av disse er MGARCH, IGARCH, EGARCH og GJR-GARCH. Multivariat GARCH (MGARCH)²³ tillater den betingede-av-fortid-historie kovariansmatrise for den avhengige variabel å følge en fleksibel dynamisk struktur. Integrert GARCH (IGARCH) (Tsay, 2010) er en GARCH som har en unit-root i seg. Eksponentiell GARCH (EGARCH) (Tsay, 2010) ble foreslått av Nelson (1992) da han mente at negativitetsbegrensinger i den lineære GARCH-modellen er for restriktive, GARCH modellen pålegger de ikke-negative begrensinger på parameterne Alpha og gamma. Det ikke er noen restriksjoner på disse parameterne i EGARCH modellen. Til slutt har jeg tatt med GJR-GARCH²⁴ som er Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH som forutsetter en bestemt parametrisk form for betinget heteroskedastisitet.

Disse modellene er tatt kort med, og jeg vil se bort i fra disse i min oppgave. Jeg mener de modellene som blir beskrevet under er et godt utvalg av analysemodeller for å estimere VaR.

¹⁹ <http://www.investopedia.com/terms/a/autoregressive.asp>

²⁰ <http://www.investopedia.com/terms/m/movingaverage.asp>

²¹ <http://www.math.utah.edu/~zhorvath/ar1.pdf>

²² <http://arxiv.org/pdf/0902.1403.pdf>

²³ <http://www.stata.com/stata12/multivariate-garch/>

²⁴ <http://vlab.stern.nyu.edu/doc/3?topic=mdls>

5.1.3 Litt teori og historie

Stanislaw Ulam utviklet den moderne Monte-Carlo-Metoden (eller simuleringen) på slutten av 1940 tallet, det er denne som senere ble utviklet til HS. Der Monte Carlo genereres på en tilfeldig måte mens HS blir generert av historiske data. HS går ut på å verdsette hele porteføljen for et finansielt instrument mange ganger. Robert Engle introduserte i 1982 "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity" (ARCH) som analyserer tidsseriers volatilitet (over en bestemt tid). Der man bruker avkastningen på et tidspunkt t , σ_t^2 , som blir en lineær funksjon av tidligere kvadrerte observasjoner. Bollerslev (1986) genererte senere modellen til Engle til en "Generalized ARCH" (GARCH), der han spesifiserte den betingede variansen av de kvadrerte laggede observasjonene. I 1994 utviklet J.P Morgan Risk Metrics modellen utifra GARCH modellen. Risk Metrics er en GARCH med faste parametere. Gjennom mange år med utforming av nye og bedre modeller fra forskjellige forskere, kom Haugom et al i 2014 frem til en kvantilregresjon for å estimere VaR. Modellen ble kalt "Heterogenous Autoregressive – Quantile Regression Model" (Har-Qreq).

5.1.4 Historisk simulering

Som tidligere nevnt er HS et veldig populær måte å estimere VaR på. HS går ut på å bruke tidligere observasjoner som en guide til hva som kommer til å skje i fremtiden. Man lager en database som inneholder de daglige bevegelsene i alle markedsvariablene over en periode. Den første simuleringens prøven går ut på å anta at den prosentvis endring i hver markedsvariabel er den samme som den første dagen konvergert med databasen. Den andre simuleringens prøven antar at den prosentvise endringen er den samme som dem i den andre dagen også videre. Endringen i porteføljeværdien er kalkulert for hver simuleringens prøve, og VaR er kalkulert som det passende prosentil²⁵ for sannsynlighetsfordelingen av denne endringen. Det er verdt å nevne at standard feilen for en VaR som er estimert ved HS har en tendens til å bli ganske høy. Jo høyere VaR konfidensnivået trenger å være, jo høyere blir standardfeilen.

²⁵ APPENDIKS: 1.12 Prosentil

Med andre ord skaper man et rullende vindu for å estimere VaR for de historiske observasjonene for å så få ut de estimerte VaR-estimatene for fremtiden. For 5 % prosentil vil dette si et kvantil på 0.05, som tilsier at man finner en estimert VaR på 5 %. Formelen for HS blir slik (Hull, 2012):

Formel 3: Historisk simulering (HS)

$$P_{s+T}^* = P_s(1+r_{s+1}^*)(1+r_{s+2}^*)\dots(1+r_{s+T}^*) \quad (3.0)$$

I modellen velger man et lite antall (sammenlignet med lengden av datasettets daglige historiske avkastninger) for øvre terskel for perioden vi ønsker å forutsi, kalt T, og så velger man T- tilfeldige avkastninger med erstatninger fra det observerte datasett (simulert avkastning). Hvor P_s er førstegangs pris (utfallet), r_{s+T}^* er den simulerte avkastningen av den t-th dag av tidshorizonten, som har blitt valgt (tilfeldig og med erstatning) fra et sett av historiske avkastninger og P_{s+T}^* er den simulerte prisen for den dagen.

Denne simuleringen bør gjentas for N ganger (N multipliseres med 1000 for å mota et mer nøyaktig resultat) som leder til

$$P_t^*[1], P_t^*[2], \dots, P_t^*[N] \quad (3.1)$$

som den simulerte prisen i perioden [t , t+1].

Ulempene ved denne modellen er at den har en manglende evne til å modellere den siste volatiliteten i markedet, med andre ord greier den ikke modellere ”klumpingen” i markedet og dette kan gjøre modellen ineffektiv. Tross dette tester jeg denne modellen i oppgaven min med et rullende vindu på 1000, og finne kvantilene 1 %, 5 % og 10 %.

5.1.5 ARCH

ARCH står for “AutoRegressive Conditionally Heteroscedastic” og var den første modellen som gir et systematisk rammeverk for volatilitetsmodellering (Engle,1982). Engle fikk senere Nobels pris i økonomi i 2003 for sin innsats og modellen er mye brukt i hele verden innen finans.

Hvordan er denne modellen et nyttig verktøy? Hvis man ser ARCH-modellen i forhold til enklere modell hvor variansen er konstant også kjent som homoskedastisitet, er det i en ARCH modell ikke konstant (heteroskedastisitet). Det oppstår feil når man tar en antakelse om at variansen har heteroskedastisitet, når den faktisk er homoskedastisk. Dette fører til feil i standardavviket. Finansmarkedets volatilitet er kjent for å være ”klumpete”. En volatil periode er kjent for å vedvare en stund før markedet går tilbake til normalitet. Det vil da si at det er lite sannsynlig at finansielle tidsserier vil ha en konstant varians over tid, og det blir mer riktig å benytte en modell som ikke bygger på en slik streng forutsetning. Et annet argument for bruk av ARCH er at ARCH-effekten har vist seg å føre til høy ”kurtosis” (som er et mål på hvordan fordelingen er spredt mellom ytterpunktene, eller haletykkelsen) som passer godt med en empiriske observerte haletykkelser på mange aktiva distribusjoner.

ARCH gir en rekke fordeler: 1. ARCH er en enkel modell og lett å håndtere. 2. ARCH modellen tar hensyn til gruppert volatilitet. 3. ARCH tar hensyn til ikke-linearitet.

Formel 4: ARCH

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{r_{t-1}^2} \quad (4.0)$$

Hvor $\alpha_0 > 0$ og $\alpha_1 \geq 0$. Der standardavviket σ_t er resultatet av to konstanter α_0 og α_1 som man finner ved å ta en regresjonsanalyse av volatiliteten som y-verdi, og gårsdagens avkastning altså lagget en gang som x-verdi. Skjæringspunktet i ligningen er her α_0 og stigningstallet blir α_1 i denne ligningen. multipliseres α_1 med $\sqrt{r_{t-1}^2}$ som er roten av gårsdagens avkastning (noe som blir gjort for å få absolutt verdi for dagsavkastningen). Man tar så å multipliserer σ_t med den kritiske verdien som avhenger om vi er ute etter 1%, 5% eller 10% signifikantnivå.

Først, den ubetingede gjennomsnittet av a_t holder seg til null fordi:

$$E(a_t) = E[E(a_t|F_{t-1})] = E[\sigma_t E(\varepsilon_t)] = 0 \quad (4.1)$$

For det andre, den ubetingede variansen av a_t kan man få som;

$$\begin{aligned} \text{Var}(a_t) &= E(a_t^2) = E[E(a_t^2|F_{t-1})] \\ \text{VaR}(a_t) &= \alpha_0 + \alpha_1 E(a_{t-1}^2) \end{aligned} \quad (4.2)$$

I likning (4.2) over har vi standardavvik a_t som et resultat av to konstanter α_0 og α_1 som vi finner ved å ta en regresjonsanalyse av volatilitet som y-verdi og volatilitet-1 altså lagget en gang som x-verdi. α_0 og α_1 til likningen multiplisert med gårsdagens kvadrerte avkastning (a_{t-1}^2) (Tsay, 2010).

En ulempe ved denne modellen er at den ikke alltid greier å gange opp all variasjonen i tidsserien, dette vil si at feilleddene ikke blir hvit støy.

5.1.6 GARCH

Selv om ARCH-modellen er enkel, krever den mange parametere for å tilstrekkelig beskrive volatilitetsprosessen for en aktivas avkastning. I 1986 kom Bollerslev frem til en forlenging av modellen som er kjent som Generalized ARCH (GARCH) modell. GARCH(1,1) er en mer avansert modell enn ARCH, for å kunne estimere parametere i GARCH familien kan man bruke en teknikk kjent som maximum likelihood. Metoden fungerer ved å finne de maksimerende verdiene for parametere gitt i de historiske dataene.

Formel 5: GARCH(1,1)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (5.0)$$

Hvor $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 > 0$, $\beta_1 > 0$, og $\alpha_1 + \beta_1 < 1$, slik at prognosen for neste periodes varians er en blanding av siste periodes ”forecast” og siste periodes kvadrerte avkastning. Vi finner da dagens σ_t^2 (volatilitet), ved å bruke gårsdagens σ_{t-1}^2 og multiplisert med β_1 parameteren, addert med α_1 (stigningstallet) som er multiplisert med a_{t-1}^2 (avkastningen) og adderer dette med α_0 (skjæringspunktet). Vi gjør dette fordi man går ut fra at variansen i dag avhenger av hva den var i går. Den vil ikke gjøre store hopp men holde seg i ”klumpete” som nevnt tidligere.

Formel 6: Log likelihood function (LLF)

$$LLF = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \ln \sigma_i^2 - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \left(\frac{(r_i - \mu)^2}{\sigma_i^2} \right) \quad (6.0)$$

Men hvordan skal man estimere modell parameterne fra historiske data, tilnærmingen er kjent som maximum likelihood modellen. Ideen er å finne modellparameterne som maksimerer sannsynligheten for at data som oppstår. Men i stedet for å tenke på den som en funksjon av dataene som er gitt med parameterne, $f(x_1, x_2, \dots, x_n | \Theta)$, tenker vi på likelihood funksjonen som en funksjon av parameterne som har gitt data, $L(\Theta | x_1, x_2, \dots, x_n)$, og vi maksimerer likelihood-funksjonen med hensyn til parameterne, som er det vesentlige for å finne modus for fordelingen.

Hvis de gjenværende avkastningene var uavhengig av hverandre, kan vi skrive den felles tetthetsfunksjonen som produktet av de marginale tetthetene. Men i GARCH-modellen er ikke avkastningen uavhengig. Vi kan fortsatt skrive felles sannsynlighetstetthetsfunksjon som produktet av betingede tetthetsfunksjoner (Tsay, 2010).

5.1.7 Risk Metrics

J.P Morgan utviklet Risk Metrics parametrisk gjennomsnittts-VaR i 1994. Denne metoden blir estimert med parametrisk gjennomsnittts-VaR for historiske data, og kalkulasjon fra dag til dag. I praksis kan man si at Risk Metrics er en GARCH(1,1) med faste parametere. Som gir formelen.

Formel 7: RiskMetrics

$$\mu_t = 0, \quad \sigma_t^2 = \beta\sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 r_{t-1}^2, \quad 1 > \alpha > 0 \quad (7.0)$$

RiskMetrics antar at $r_t | F_{t-1} \sim N(\mu_t, \sigma_t^2)$, der μ_t er betinget gjennomsnitt og σ_t^2 er den betingende variansen av r_t . De faste variablene er $\alpha_0=0$, $\alpha_1=0,06$ og $\beta=0,94$. I sin enkleste form, antar RiskMetrics at den kontinuerlig beregnede daglig avkastningen for en portefølje følger en kontinuerlig normal fordeling. Ved bruk av denne formen trenger man ikke gjøre en LLF for å estimere parameterne, som gjør ting enklere. Modellen brukes for å beregne risikoeksponeringen man står ovenfor i sin dag-til-dag handel. (Tsay, 2010)

Hvordan virker RiskMetrics? D. Nelson (2010) viser at selv ikke spesifiserte modeller kan estimere volatilitet rimelig nøyaktig. RiskMetrics setter konfidensnivået på 95 % og man finner 5 % kvintilet ved å multiplisere volatilitetsestimatet med 1.65 (som om avkastning var betinget normalfordelt). Det blir veldig ofte funnet til tross for tilstedeværelse av fete haler (leptokurtic fordeling), for mange fordelinger at 5 % kvintilet er omtrent -1.65 ganger så stor som standardavviket. Dermed vil RiskMetrics med et 95 % konfidensintervall gjøre det bra. Imidlertid er det klart at for høyere signifikansnivåer (f.eks 99 %) blir effekten av fete haler mye sterkere og derfor vil VaR bli alvorlig undervurdert om man antar normalfordeling (Pafka and Kondor, 2001). Derfor kan det konkluderes med at den tilfredsstilte ytelsen av RiskMetrics i estimering av VaR hovedsakelig gjelder for valg av konfidensnivå for 95 %.

5.1.8 Har-Qreq

Jeg har også tenkt til å bruke den nyutviklede Har-Qreq modellen. I artikkelen fra Haugom et al (2014) foreslår de en enklere kvantilregresjon som kan benyttes for å forcaste/estimere VaR. Modellen ble kalt ”Heterogenous Autoregressive – Quantile Regression Model” (Har-Qreq). Modellen bruker bare observerbare mål på daglig, ukentlig og månedlig volatilitet som input, dermed forenkles optimaliseringen betydelig sammenlignet med andre metoder foreslått i litteraturen (se kapitelet over tidligere forskning). Når modellen blir utsatt for mer formell ”coverage” tester på out-of-sample VaR-prediksjoner, viser det seg at modellen er på høyde med mer kompliserte modeller. Modellen de kom opp med fikk navnet Har-Qreq. Formålet med modellen er en enklere VaR estimeringsmodell basert på kvantilregresjoner, som både ledere og regulatorer enklere kan implementere i regneark og som kan benyttes uavhengig av markeder.

Haugom et al (2014) inkorporerte investeringshorisontene til heterogene ”traders”, basert på uttalelsene til Müller et al (1997), som hevdet at ”traders” som handler kortsiktig både tar hensyn til kortsiktig og langsiktig volatilitet, mens ”traders” som foretar langsiktige handel ikke blir like påvirket av den kortsiktige volatiliteten. Den heterogene markedshypotesen forklarer den asymmetriske oppførselen til den observerbare volatiliteten, siden den tar hensyn til både kortsiktig og langsiktig ”traders”. Har-RV modellen til Corsi (2009) er en approksimerende modell med langt minne, og er designet for å fange opp kort-, medium- og langsiktig volatilitet. Haugom et al (2014) sin modell ble modifisert ut i fra modellen til Corsi (2009), slik at den predikerer de betingede kvintilene direkte. De definerte da r_t som den loggede avkastningen til dag t, og den daglige, ukentlige og månedlige historiske volatiliteten som (Taylor 2005):

Formel 8: Daglig historisk volatilitet

$$\sigma_{day,t} = \sqrt{r_t^2} \quad (8.0)$$

Formel 9: Ukentlig historisk volatilitet

$$\sigma_{week,t} = \sqrt{\frac{1}{5}(r_{t-4}^2 + r_{t-3}^2 + \dots + r_t^2)}, \quad (9.0)$$

Formel 10: Månedlig historisk volatilitet

$$\sigma_{month,t} = \sqrt{\frac{1}{20}(r_{t-19}^2 + r_{t-18}^2 + \dots + r_t^2)}. \quad (10.0)$$

Den foreslåtte HeterogenousAutoregressive – Quantile Regression Model (Har-Qreq) kan derfor bli definert som:

Formel 11: Har-Qreq

$$r_{qt+1} = \alpha_q + \beta_{1,q}\sigma_{day,t} + \beta_{2,q}\sigma_{week,t} + \beta_{3,q}\sigma_{month,t}, \quad (11.0)$$

hvor $r_{qt+1} = VaR_{q,t+1}$ er den betingede q^{th} kvantilet til avkastningen i morgen (day-ahead return), og $\alpha_q, \beta_{1,q}, \beta_{2,q}, \beta_{3,q}$ er parametere som estimerer henholdsvis skjæringspunktet/konstantleddet, daglig, ukentlige og månedlig historisk volatilitetsmål.

Fordelene ved modellen er mange. Den tilbyr en standard formel for å kalkulere VaR, som kun krever en observerbar variabel, daglig avkastning. Den er også lite kompleks så den kan bli benyttet av personer som ikke er kjent med avansert risikostyring. I og med at modellen kun benytter en proxy som input for å måle volatilitet til porteføljeavkastninger, unngår man problemer knyttet til ikke-linearitet i tidsserien. Man trenger derfor ikke å benytte ikke-lineære optimeringsteknikker og assosierte problemer knyttet til ikke-konvergens. Når modellen blir utsatt for standard out-of-sample coverage tests, fungerer modellen veldig bra sammenlignet med mer kompliserte alternativer. I tillegg utkonkurrerer modellen den mest kjente metodene som brukes for estimere av VaR.

Denne modellen er enda ikke blitt brukt før i Elspotmarkedet, derfor tenkte jeg det kunne være spennende å teste den på dette markedet.

5.2 Tidsserie

En tidsserie er et data sett av tilfeldig variable over tid. Tidsseriemodeller blir brukt til å forsøke å fange opp empirisk relevante funksjoner i observerte data, samt hjelpe til med å predikere fremtidige verdier basert på historisk data til samme variabel. Man starter ofte med en hypotese-modell, og observerer hvordan data sett oppfører seg over tid. Basert på typiske trekk til datasettet kan man bestemme en relevant modell til å predikere fremtidige verdier. Det er viktig å sjekke om datasett er stasjonert eller ikke, siden det påvirker betydelig tidsseries oppførsel og dens egenskaper. Det finnes mange måter å sjekke stasjonaritet, og den mest brukte er nok en Augumented Dickey Fuller (ADF) som vil bli forklart senere²⁶. Man kan også teste om det er streng stasjonaritet eller svak stasjonaritet. Om det finnes autokorrelasjonseffekter er også vanlig å teste for i en tidsserie. Dette kan man teste med en Joint hypotese tests²⁷ eller den modifiserte versjonen som er kaldt Ljung – Box test²⁸. Og det siste man også kan teste for er Hvit støy prosesser²⁹ i tidsserien (Chris Brooks, 2008).

5.2.1 Streng stasjonaritet

En tidsserie blir kalt veldig streng stasjonær hvis

$$Fy_{t1}, y_{t2}, y_{t3}, \dots, y_{tT} = Fy_{t1+k}, y_{t2+k}, y_{t3+k}, \dots, y_{tT+k}$$

hvor

$$T = 1, 2, \dots$$

F = den samlede fordelingsfunksjon

k = et vilkårlig heltall

Den samlede fordelingsfunksjonen endres ikke under endringer i tidsperioden.

Men siden det er veldig streng forutsetning, er det vanskelig å bekrefte empirisk.

²⁶ Kapittel 6, avsnitt 6.2.6 ADF

²⁷ APPENDIKS 1.16: Joint Hypoteste test

²⁸ Kapittel 6, avsnitt 6.2.5 Ljung – Box test.

²⁹ APPENDIKS 1.14: Hvit støy prosess

5.2.2 Svak stasjonaritet

En tidsserie har svak stasjonaritet hvis den har et konstant gjennomsnitt, varians og autokovarians i ulike perioder. Disse tre likninger vises nedenfor:

- 1) $E(y_t) = \mu$
- 2) $E(y_t - \mu)(y_t - \mu) = \sigma^2 < \infty$
- 3) $E(y_{t_1} - \mu)(y_{t_2} - \mu) = \gamma_{t_2-t_1} \quad \forall_{t_1, t_2}$

Autokovariansen avgjør hvordan y er relatert to dens tidligere verdi. For en stasjonær serie er det kun forskjell mellom t_1 og t_2 slik at kovarians mellom y_t og y_{t-1} er samme som y_{t-10} og y_{t-11} . Dermed får vi autokovarians funksjon nedenfor:

$$E(y_t - E(y_t))(y_{t-s} - E(y_{t-s})) = \gamma_s, s = 0, 1, 2, \dots$$

Det er mye enklere å anvende autokorrelasjonsfunksjonen (ACF) som er resultatet av

Autokovarians dividert med variansen.

$$\tau_s = \frac{\gamma_s}{\gamma_0}, \quad s = 0, 1, 2, \dots ; \quad \tau_s \in [-1, 1]$$

Hvis τ_s er plottet mot $s=0, 1, 2, 3, \dots$, kalles grafen autokorrelasjon funksjon (ACF).

6. Data og deskriptiv statistikk

Under vil datasettene bli presentert sammen med resultatene av den deskriptive statistikken. Før vi gir inn på analysen, gir vi typiske trekk av de tre delperiodene og markedene.

6.1 Data

Her blir daglig Elspot pris anvendt, som også kalles systempris fra Nord Pool sin ftp-server fra perioden 1993 til 2013³⁰. Prisene er oppgitt i NOK per megawatt time (MWh). For å analysere ytterligere påvirkningen av integrasjonen i Norden har jeg delt totalt 7670 observasjoner i fire grupper basert på ulike perioder av markedsintegrasjonen. Disse tre del grupper og et hovedsett vises nedenfor med land som inngår i perioden.

Tabell 2: Fordeling av land som inngår og antall observasjoner i hvert av settene.

Periode	Eksisterende land i Nord Pool i perioden	Antall observasjoner
01.Jan.1993-31.Des.1995	Norge	1095
01.Jan.1996-31.Des.2004	Norge, Sverige og Finland (1998) og Danmark (2000)	3288
01.Jan.2005-31.Des.2013	Norge, Sverige, Tyskland , Danmark, Finland, Estland (2010), Litauen (2012) og Latvia(2013)	3287
01.Jan.1993- 31.Des.2013	Hovedsettet med alle landene	7670

Som nevnt tidligere har jeg valgt å konsentrere meg om det aritmetiske gjennomsnittet til daglig Elspot pris av de tre største byene, Oslo, Bergen og Trondheim, som skal representere prisendring i Norge. Her er det verdt å merke seg at Oslo var først på Nord Pool, Bergen og Trondheim kom etter hvert i 01.jan.1996. Dette har jeg gjort fordi det er mange endringer i størrelse og antall områder i Norge.

³⁰ <http://www.nordpoolspot.com/TAS/Power-Data-Services/Product-details/> Selve ftp-server: <ftp://student.transparent@ftp.nordpoolspot.com>.

6.2 Deskriptiv statistikk av daglig avkastning

I dette kapittelet blir resultatene av den deskriptive analysen presentert. Deskriptiv statistikk gir beskrivende oppsummering av datasettene jeg har valgt. Tabellen under presenterer de ulike settenes gjennomsnitt, median, minimum, maximum, standard avvik, skjevhet, kurtosis, Jarque-bera test, Ljung Box-test og Augmented Dickey Fullertest (ADF). Utvalget brukt i utregningene nedenfor er dagsavkastningene, $\ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$, for Elspot, og tallene er beregnet ved hjelp av R-studio.

Tabell 3: Deskriptiv statistikk relative prisendringer

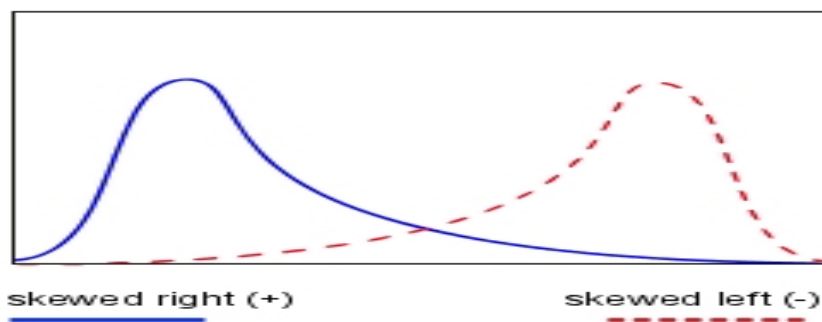
	Hovedsettet (1993-2013)	Sett 1 (1993-1995)	Sett 2 (1996-2004)	Sett 3 (2005-2013)
Observasjoner	7669	1094	3287	3286
Gjennomsnitt	0.0103 %	0.0335 %	0.0037 %	0.0072%
Median	-0.40 %	-0.12 %	-0.48 %	-0.39%
Min	-103.11 %	-85.86 %	-78.86 %	-103.11%
Max	120.77 %	70.13 %	120.77 %	98.62%
Standard avvik	0.0947	0.1137	0.0885	0.0937
Skjevhet	0.43	0.09	1.41	-0.26
Kurtosis	20.66	11.08	26.22	21.07
Jarque-Bera	136 731	5 623	95 370	60 915
Jarque-Bera P-verdi	0	0	0	0
Lags	38	30	35	35
Box-test	232 552	22 899	93 112	71 281
ADF-Test	-16.15	-4.19	-9.108	-11.65

Tabellen over viser deskriptiv statistikk for daglig relativ prisendring for Hovedsettet som er hele perioden (1993-2013) for Elspot i NOK, Sett 1 var bare Norge med (1993-1995), Sett 2 når Sverige ble med (1996-2004) og Sett 3 når Tyskland ble med (2005-2013). Alle verdiene er beregnet med R-studio. Skjevhet viser om fordelingen har tykke haler og om det er asymmetri i fordelingen. Kurtosis er et statistisk mål for å beskrive fordelingen av observerte data rundt gjennomsnittsverdien også kalt "volatilitet av volatilitet". Jarque Bera er et mål som sier noe om fordelingen er normalfordelt. Box-test sier noe om autokorrelasjon, og ADF-test er en test for å se om serien er random walk.

6.2.1 Skjevhet

Skjevhet (skewness) måler i hvilken grad en fordeling ikke er symmetrisk om gjennomsnittetsverdien. Den viser da til asymmetri i sannsynlighetsfordeling (Brooks, 2008). Tabell 3 viser at ingen av settene er normalfordelte. Skjevhet rangerer fra -0.26 i Sett 3 til 1.41 i Sett 2, som tilsier en signifikant skjevhet. Indikatoren (hovedsettet) tilsier en skjevhet på 0.43 som viser til at serien er høyreskjev, det samme kan man se i Sett 1 og 2. Mens i Sett 3 ser man at serien er litt venstreskjev, dette fordi vi har en skjevhet på -0.26. Hovedsettet, Sett 1 og 2 tilsier at det er mer sannsynlig at det forekommer store positive prishopp, enn store negative prishopp.

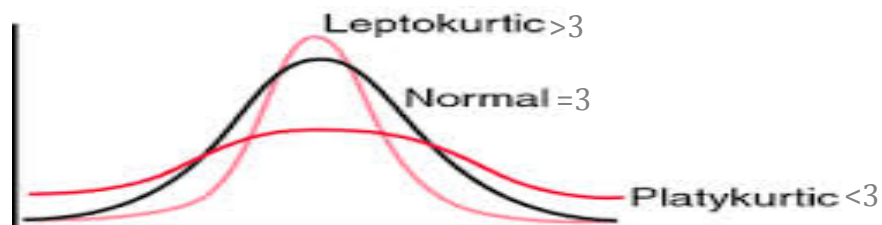
Figur 9: Positiv vs. negativt skewed fordeling



6.2.2 Kurtosis (Chris Brooks, 2008)

Kurtosis måler hvor feite haler en fordeling har, og en kurtosis på 3 tilsier en normalfordeling (Books, 2008). Settene kurtosis mål er høye og langt over 3. Delperiodene viser en kurtosis som rangerer fra 11.08 i Sett 1 til 26.22 i Sett 2.

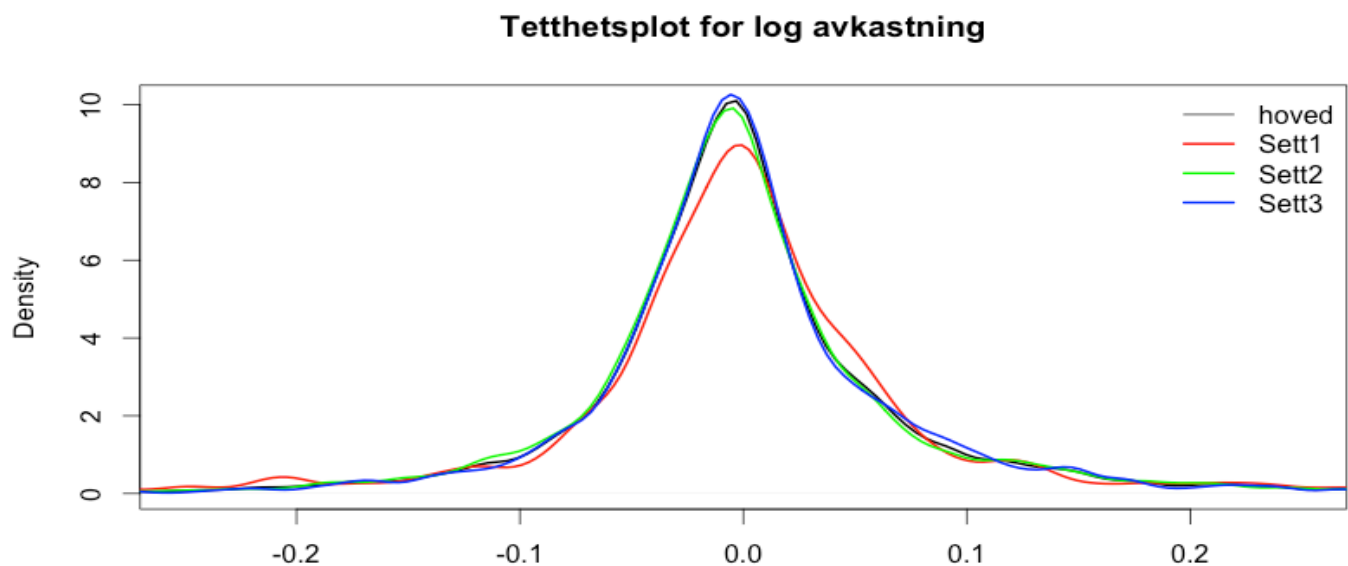
Figur 10: Kjennetegn for kurtosis



Figur 10 over viser til de forskjellige stadiene av kurtosis. Normal kurtosis er på 3 som tilsier normalfordelt. Platykurtic fordeling har en kurtosis < 3 og har en flatere fordeling og leptokurtic fordeling har en kurtosis > 3 og tilsier en tynn fordeling.

Det er påvist leptokurtic fordeling for alle settene og dette tilsier at det er mange ekstreme observasjoner og fete haler, som vi ser i figur 11 under. Vi ser også at Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3 har en veldig lik fordeling, mens Sett 1 har en litt mer normalfordelings form. Dette kan sette med den lave skjevheten på 0.09. Men om man ser figur 2.2 i appendiks ser man at Sett 1 er det settet som har flest ekstremverdier utover i halen, noe som stemmer med figur 11 under.

Figur 11: Plott for fordelingene som påviser leptokurtic fordeling.



6.2.3 Volatilitet

Fra den deskriptive analyse ser man at det er Sett 1 som har klart høyest årlig volatilitet med 217 % ($0.1137 * \sqrt{365}$). I analyse kan jeg bruke 365 dager, fordi jeg har daglig observasjoner i settene og ikke 252 handelsdager. Dette er ikke veldig mye høyere enn de andre settene, Hovedsettet har enn årlig volatilitet på 181 % (noe som stemmer med Lucia og Schwartz (2002) forskning som ga en årligvolatilitet på 189 %), Sett 2 har 170 % og Sett 3 har årlig volatilitet på 179 %. Disse volatilitetene er ikke veldig høye. Figur 2.1 i appendikset viser plott av årlig volatilitet for de fire settene.

6.2.4 Jarque bera normalitets test

Tester null av normalitet for x ved hjelp av JB-test. Dette for å finne ut om prissettene er normalfordelte. For å få en JB test kombinerer man kurtosis og skjevhet. Testobservatoren er definert slik (Jorion, 2007, Brooks 2008):

Formel 12: Jarque Bera test (JB)

$$JB = T \left(\frac{\hat{y}^2}{6} + \frac{(\hat{\delta} - 3)^2}{24} \right) \quad (12.0)$$

Her er T er antall observasjoner, \hat{y}^2 er tidsseriens skjevhet, og $\hat{\delta}$ er tidsseriens kurtosis. Denne har en kji-kvadratsfordeling med to frihetsgrader, som gir en kritiskverdi på 5 % nivå på 5,99. Nullhypotese blir at datasettet er normalfordelt. Dette forutsier at både skjevhet er null, og at kurtosis er null (dette tilsvarer en kurtosis på 3). Vi forkaster nullhypotesen dersom testobservatoren er over 5,99, og kan konkludere med normalitet.

Det er verdt å nevne at man skal være noe forsiktig med å legge for mye i denne testen, dersom man har få observasjoner. Dette kan føre til at man forkaster en nullhypotese som egentlig er normalfordelt.

JB testen viser p-verdiene som er mindre en 0,05 noe som indikerer at vi kan forkaste nullhypotesen. Dette vil si at datasettene ikke er normalfordelte, noe som kan forsterkes ved å se på skjevhet og kurtosis som her ikke null. Det settet som er nærmest normalfordelt er Sett 1 som har en Jarque-Bera verdi på 5 623, en skjevhet på 0.09 og en kurtosis på 11.08. Videre har hovedsettet en kurtosis på 136 731, Sett 2 på 95 370, og Sett 3 har en kurtosis på 60 915.

6.2.5 Ljung-Box test

Ljung-Box test (1978) er et diagnostisk verktøy som brukes til å teste den manglede tilpasning av tidsseriemodellen. Man beregner Box-test for å undersøke nullhypotesens uavhengighet i en gitt tidsserie. Formelen er gitt som følge (Brooks, 2008, Tsay, 2010):

Formel 13: Ljung-box test

$$Q^* = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\tau}_k^3}{T-1} \sim \chi_m^2 \quad (13.0)$$

Modellen tester for autokorrelasjon. Nullhypotesen ser om de første fem autokorrelasjonskoeffisientene er lik null. Hvor τ er autokorrelasjonskoeffisientene, T er antall observasjoner. Den relevante kritiske verdien er fra en χ^2 kji-fordeling med 5 frihetsgrader, er 11,1 på 5 % nivå, og 15,1 på 1 % nivå. Om Q^* blir mindre en 11,1 kan vi ikke forkaste H_0 . Dette vil også si at det ikke finnes ARCH effekter i settene (Brooks, 2008).

Det er først viktig å finne ut hvor mange lags³¹ datasettene har. Jeg fant i R-studio at hovedsettet får 38 lags, Sett 1 får 30, Sett 2 får 35 lags og Sett 3 får 35 lags.

Etter at man har funnet ut hvor mange lags man skal ha, kan man gjennomføre en Box-test for å finne ut om det er seriekorrelasjon. For å gjøre testen enda mer sikker kan man teste om variansen er konstant eller ikke. Gjennom å først finne variansen og så ta en box-test av det, kan vi enten forkaste eller beholde H_0 , og med dette også finne ut om vi har ARCH effekter.

Som vi ser når vi finner hvor mange lags vi skal ha er dette større enn 5 lags, noe som indikerer sterke tegn til seriekorrelasjon i alle settene (dette kan man også se i ACF-plottet i figur 14).

Dette er noe vi også kan se på verdiene vi får for box-testen. Hovedsettet får en box-test verdi på 232 552, Sett 1 22 899, Sett 2 93 112 og Sett 3 71 281.

³¹ APPENDIKS: 1.7 lag(s)

6.2.6 ADF/DF

Dickey Fuller test (DF) og Augmented Dickey Fuller test (ADF) (Dickey and Fuller, 1979) er kjent for å teste for unit-root³² (Lupi 2009). Jeg ønsker med denne testen å finne ut om den laggede prisen for et aktivum følger en “*random walk*” eller en “*random walk*” med drift. Målsettingen for testen er å undersøke nullhypotesen som er at y_t er *random walk*, altså at $\phi = 1$ i ligningen $y_t = \phi y_{t-1} + u_t$, mot alternativhypotesen $\phi < 1$. Hypotesene blir da H_0 : serien inneholder en unit root, H_1 : serien er stasjonær. For å gjøre ligningen enklere å kalkulere, trekker man fra y_{t-1} på begge sider av ligningen og vi får følgende:

Formel 14: Dickey Fuller formel (DF)

$$\psi = \phi - 1, \quad \Delta y_t = \psi y_{t-1} + u_t \quad (14.0)$$

Nullhypotesen blir her at $\psi = 0$, og H_1 blir $\psi < 0$. u_t er hvit støy. Denne DF testen følger en vanlig t-fordeling og vi forkaster nullhypotesen om *random walk* dersom t-verdi er mindre enn null.

Problemet med denne testen er at den ikke følger en vanlig t-fordeling under nullhypotesen, i og med at de følger en ikke-standard fordeling. Den er også bare valid hvis u_t er hvit støy, u_t er antatt å ikke være autokorrelert, men den vil være det vis det var autokorrelasjon i den avhengige variabelen for regresjonen (Δy_t) som ikke har blitt modellert.

Løsningen er å ”utvide” (*augmented*) testen ved bruk av p lags av den avhengige variabelen. Ligningen for ADF testen blir som følge:

Formel 15: Augmented Dickey Fuller formel (ADF)

$$\Delta y_t = \psi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-i} + u_t \quad (15.0)$$

Problemet blir nå å bestemme antall lag for den avhengige variabelen. Vi må ha nok lag så all seriekorrelasjonen blir borte, men for lange lag vil bruke opp frihetsgradene og føre til at estimeringen blir mindre korrekte (Chris Brooks, 2008).

³² APPENDIKS: 1.5 Unit Root

Under kapittelet over for Box-test fant man ut at hovedsettet har 38 lags, Sett 1 har 30, Sett 2 har 35 lags og Sett 3 har 35 lags.

Tabell 4: De kritiske verdiene for DF og ADF test (Chris Brooks, 2008)

Signifikans nivå	10%	5%	1%
C.V for konstant u/trend	-2.57	-2.87	-3.43
C.V for konstant m/trend	-3.12	-3.41	-3.96

ADF verdiene vi har fått varierer fra -16.15 i Hovedindeksen til -4.19 i Sett 1. Vi ser at alle verdiene er mindre enn de kritiske verdiene som er oppgitt i figuren over, og vi kan med det forkaste alle nullhypotesene på 1 % nivå og vi kan si at alle settene er stasjonære. Men det er verdt å nevne at Sett 1 er minst stasjonært.

Tabell 5: ADF test for ren pris og ren prisendring

ADF	Hovedsettet	Sett1	Sett2	Sett3
Pris	-5.277	-2.343	-3.449	-3.723
p-verdi	0.01	0.432	0.047	0.023
Prisendring	-15.65	-5.994	-9.848	-10.922
P-verdi	0.01	0.01	0.01	0.01

I tabellen 5 over $t > |1.96|$ på 5% nivå.

Det kan også tenkte seg å være interessant å se på ADF verdien til ren pris og prisendring (p_t / p_{t-1}). I tabellen over er ADF verdi for pris og prisendring oppgitt samt p-verdien til de forskjellige. I tabellen over ser vi at i pris er det kun Sett 1 som ikke har verdi over den kritiske verdien på 5 % som er -2.87. Den er heller ikke over den kritiske verdien på 10 %, det vil da si at Sett 1 ikke er stasjonær når man kun bruker pris. Om man da ser på prisendring er alle settene over kritisk tallverdi, til og med Sett 1 kommer seg så vidt over. Vi kan med det se at pris er stasjonært i alle settene bortsett fra Sett 1 og prisendring er stasjonært i alle settene.

6.2.7 ACF/PACF

Residual autocorrelation function (ACF) er et sett med korrelasjonskoeffisienter mellom serien og etterslep (lag) av seg selv over tid. Partial autocorrelation function (PACF) er de delvise korrelasjonskoeffisienter mellom serien og etterslep (lag) av seg selv over tid.

Hvis serien følger en autoregressiv (AR) prosess³³ sier den oss nå om det vi ikke vet i forhold til det vi vet. Hvis PACF viser en skarp *cutoff* mens ACF henfaller skarpere (og har signifikante topper på høye lags), kan vi si at serien har en AR signatur.

Og om serien følger en Moving-average (MA) prosess³⁴ anser man tidsserien som et glidende gjennomsnitt (ujevnt vektet, på grunn av ulike koeffisienter) av et tilfeldig sjokk i serien. Dersom ACF for de differensierte seriene viser en skarp *cutoff* og/eller gårsdagens lags autokorrelasjon er negativ så bør man vurdere å tilsette en MA orden til modellen.

PACF måler korrelasjonen mellom en observasjon for k perioder siden og dagens observasjon, etter å ha fjernet den påvirkningen fra observasjonene som kommer i mellom (alle lags <k). Altså korrelasjonen mellom y_t og y_{t-k} . Ved kun 1 lag vil ACF og PACF være like.

Formel 16: ACF og PACF

$$\hat{\tau}_\ell = \frac{\sum_{t=\ell+1}^T (r_t - \bar{r})(r_{t-\ell} - \bar{r})}{\sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2}, \quad 0 \leq \ell < T - 1 \quad (16.0)$$

Korrelasjonskoeffisientene mellom r_t og $r_{t-\ell}$ er kalt lag- ℓ autokorrelasjon av r_t og er notert som τ_ℓ , og $\hat{\tau}_\ell$ er det konsistente estimatet for τ_ℓ .

Men med 2 lag vil ACF og PACF bli forskjellige og PACF blir:

$$\tau_{22} = \frac{(\tau_2 - \tau_1^2)}{(1 - \tau_1^2)} \quad (15.1)$$

Hvor τ_1 og τ_2 er autokorrelasjonskoeffisientene ved lag 1 og 2. For lags større en 2 vil formelen blir veldig kompleks (Brooks, 2008, Tsay 2010).

³³ http://www.colorado.edu/geography/class_homepages/geog_4023_s11/Lecture16_TS3.pdf

³⁴ http://www.colorado.edu/geography/class_homepages/geog_4023_s11/Lecture16_TS3.pdf

For datasettene ser vi ved å studere ACF-plotene, som er vist i figur 14, at alle områdene har høye lag, lagene som er høyere en de andre laggene er 7, 14, 21, 28 og 35. Vi ser også at det er mange av lagene som ligger imellom, skiller seg ut med at de har en signifikant negativ autokorrelasjon i alle områdene. Datasettene har daglige observasjoner med høye autokorrelasjons lag som viser til at dagens prisendring er positivt korrelert med endringen i prisen for en uke siden. Alle datasettene viser samme tendensen.

6.2.8 QQ-plot³⁵

Quantile-Quantile (q-q) Plots som på norsk blir kvantil-kvantil plot, er en utforskende grafisk enhet som brukes for å kontrollere gyldigheten av en fordelings forutsetning for et datasett. Generelt er den grunnleggende ide å beregne den teoretiske forventede verdien for hvert datapunkt basert på fordelingen man ser på. Hvis dataene faktisk følger den antatte fordelingen, vil punktene på qq-plottet falle omtrent på en rett linje.

Ut i fra figur 12 som viser QQ-plot mot normalfordeling og histogrammet, ser man at seriene har fete haler og at de har høy kurtosis. QQ-plottet viser også til at de fete halene ikke er helt symmetriske.

6.2.9 T-test³⁶

Uavhengig t-test også kalt to sample t-test, er en ”*inferential*” statistisk test som avgjør om det er en statistisk signifikant forskjell mellom gjennomsnittene i to urelaterte grupper.

Nullhypotesen for t-testen er at populasjonens gjennomsnitt fra to urelaterte grupper er lik: $H_0: u_1 = u_2$. I de fleste tilfeller er vi ute etter å forkaste H_0 , og akseptere alternativ hypotesen (H_a) som er at populasjonens gjennomsnitt fra to urelaterte grupper ikke er like: $H_a: u_1 \neq u_2$.

Vi trenger da å sette et signifikant nivå som gjør det mulig å akseptere eller forkaste H_0 , og den blir satt til 0.05 (5%). Formelen for den uavhengige t-testen er som følger:

³⁵ <http://people.reed.edu/~jones/Courses/P14.pdf>

³⁶ <https://statistics.laerd.com/statistical-guides/independent-t-test-statistical-guide.php>

Formel 17: T-test

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad (17.0)$$

Der \bar{x}_1 er gjennomsnittet til utvalg 1, \bar{x}_2 er gjennomsnittet til utvalg 2, s_1^2 er variansen til utvalg 1, s_2^2 variansen til utvalg 2, n_1 antall observasjoner i utvalg 1 og n_2 antall observasjoner i utvalg 2.

Her har jeg testet Sett 1 mot Sett 2, Sett 2 mot Sett 3 og Sett 1 mot Sett 3. Jeg bruker i tabell 6 avkastningene for å se om det går an å si noe grovt om volatiliteten til settene. Og jeg får da disse t-verdiene:

Tabell 6: T-verdi for avkastningen

	Sett 1 mot Sett 2	Sett 2 mot Sett 3	Sett 1 mot Sett 3
t	0.079	-0.155	0.695
df	1556	6563	1590
p-verdi	0.937	0.9876	0.9446

I tabellen over er df frihetsgrader, t er t-verdien og p-verdien er signifikans nivået.

Ut i fra tabellen over ser man at vi ikke kan forkaste H_0 , og vi må beholde den og konstatere at det ikke er noen signifikant forskjell i settene. Jeg tenkte også det var interessant å se på ren pris for å se om det er noen signifikant prisendring i fra sett til sett.

Tabell 7: T-verdi for ren pris

	Sett 1 mot Sett 2	Sett 2 mot Sett 3	Sett 1 mot Sett 3
t	-22.83	-50.68	-68.09
df	2844	6196	3653
p-verdi	< 2.2e-16	< 2.2e-16	< 2.2e-16

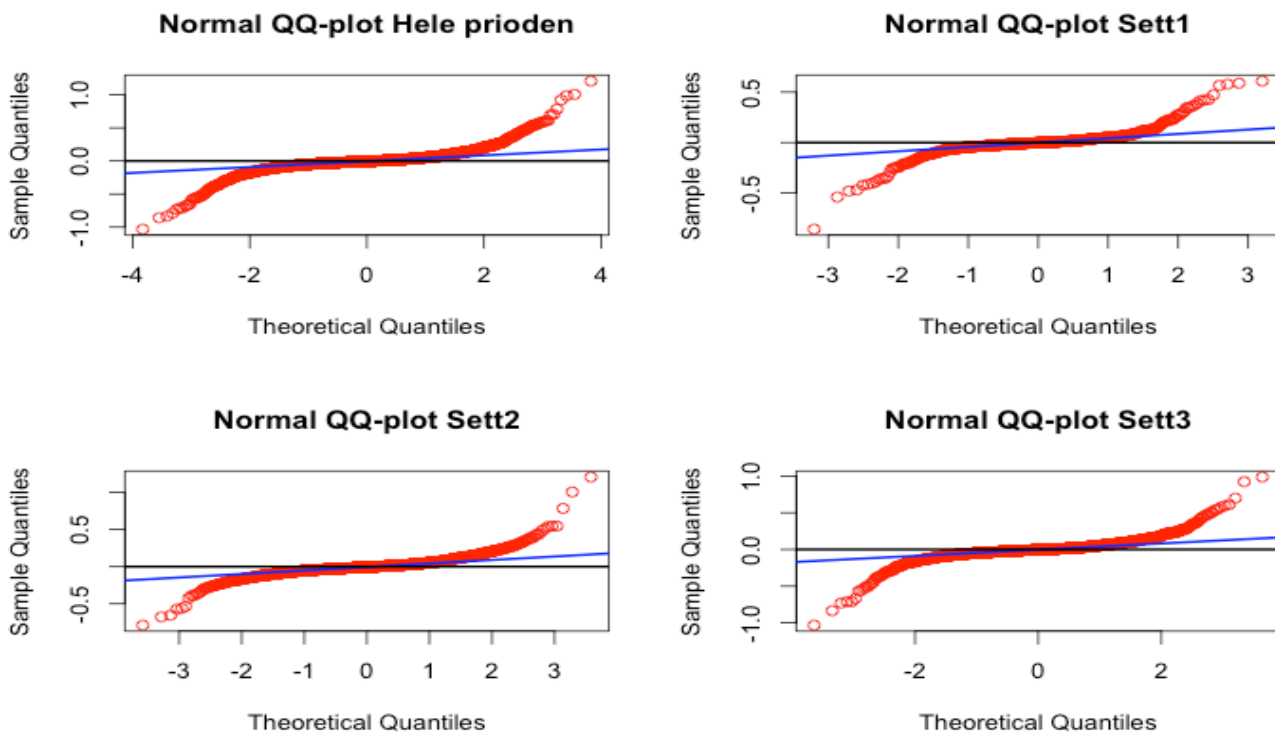
I tabellen over er df frihetsgrader, t er t-verdien og p-verdien er signifikans nivået.

I tabell 7 over ser man at det er veldig signifikante verdier, og at tendensen er at prisen synker. Dette betyr at det er en signifikant negativ prisendring.

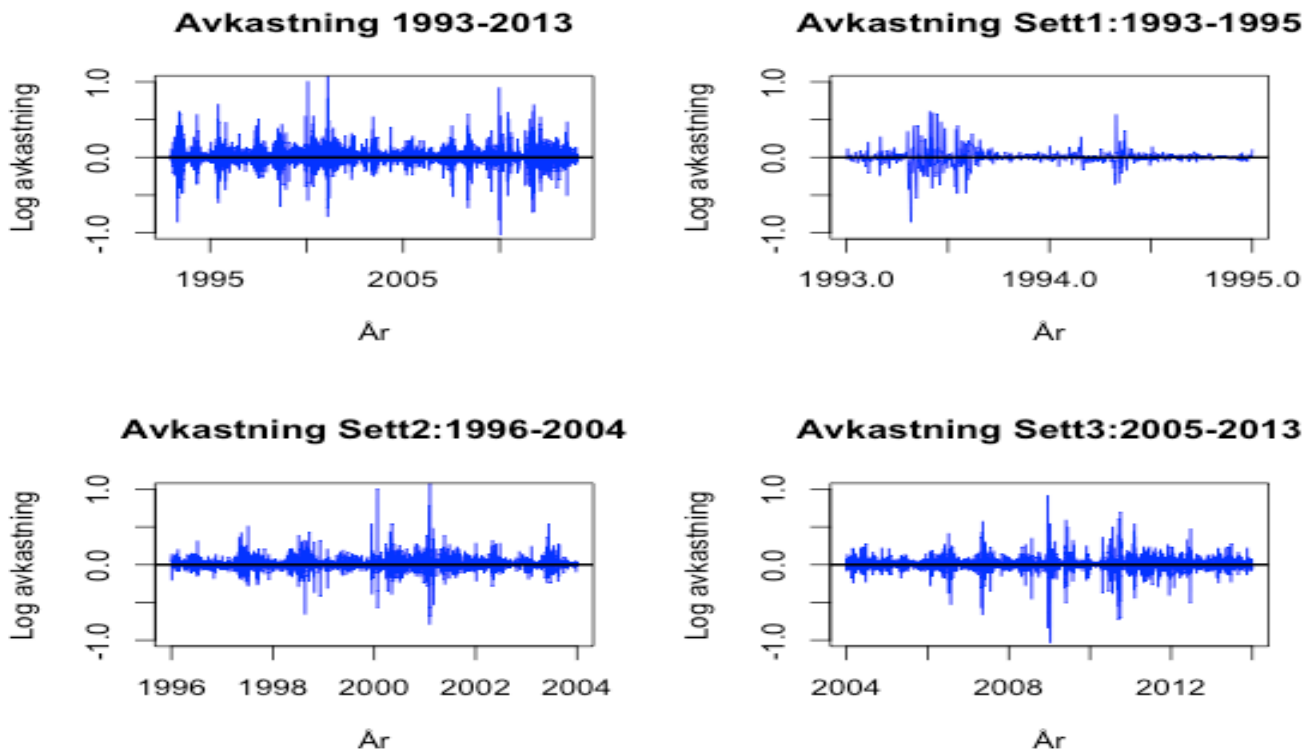
6.2.10 Grafer

Under og på de to neste sidene har jeg også deskriptive grafer som viser QQ-plot (figur 12) mot normalfordeling for alle settene, prisendringen i hvert av settene (figur 13), ACF-plot (figur 14) og histogram med tetthetslinje og normalfordelingsreferanse (figur 15). Når vi ser på prisendringene ser man tegn til at volatiliteten kommer i klumper, dette er en indikasjon på at vi må bruke ARCH/GARCH modellering for å ta hensyn til heteroskedastisitet.

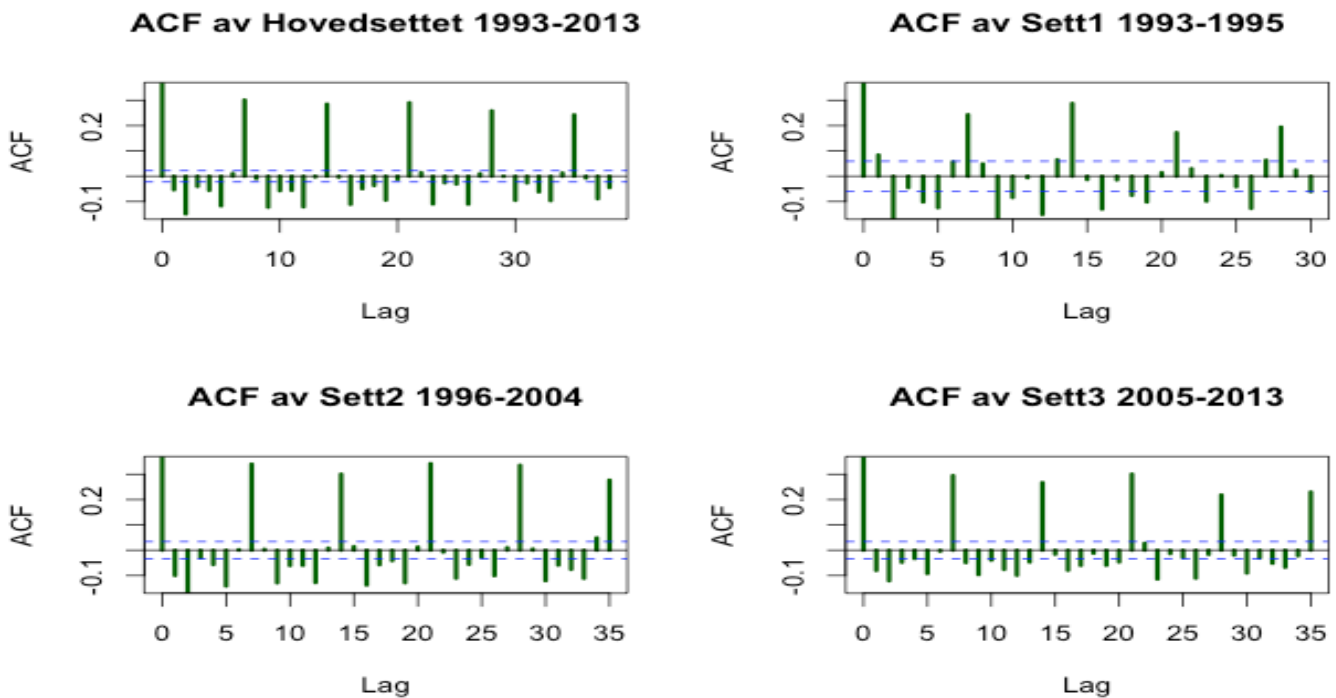
Figur 12: QQ-plot mot normalfordeling. Der ---QQ-plott linjen, ---Normalfordeling og ---0 linje



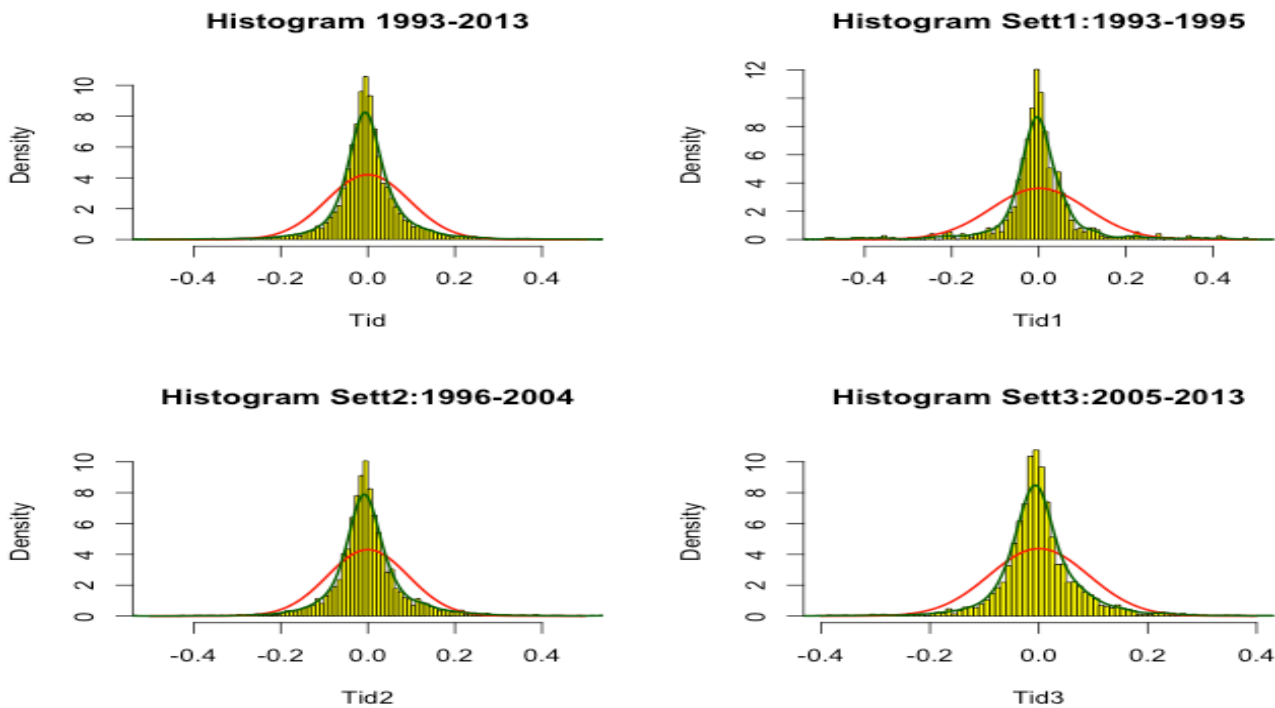
Figur 13: Relativ prisendring i hvert sett for Elspot



Figur 14: ACF plot for hvert sett (log avkastning), —ACF-lag, ----95%konfidensintervall



Figur 15: Histogram og tetthet (grønn linje) med normalfordelt referanse (rød linje). Log avkastning



6.3 Variasjon i settene

Vi er nå ute etter å se på variasjonene i de 4 settene. I appendiks er det lagt ved søylediagram over relativ prisendring $LN(p_t / p_{t-1})$ for gjennomsnitt, standardavvik, skjevhet, kurtosis, min og max. Man kan starte med å se på gjennomsnittlig prisendring, der man ser at den ligger nær null for alle settene. Det er Sett 1 som har høyest prisendring gjennomsnitt, men dette ligger bare 0.0234 % over hovedsettet som har et gjennomsnitt på 0.010%.

Standardavviket viser en liten synkende utvikling fra Sett 1 til Sett 2, og en liten stigning igjen opp til Sett 3, noe som vil si at standardavviket synker i Sett 2 da Sverige ble med og øker litt igjen i Sett 3 da Tyskland ble med. Dette er en indikasjon når gjennomsnittsprisen i de samme settene (vist i figur 2.7 i appendikset) synker fra Sett 1 til 2 og så stiger det litt igjen i Sett 3, så vil volatiliteten synk fra Sett 1 til 2. Dette vil si at vi har en mer volatil periode når bare Norge var med. Noe som også er nevnt tidligere der man fant en årlig volatilitet for Sett 1 på 217 %.

Skjevhetsverdiene er tilnærmet lik null bortsett fra Sett 2 som har en mest positive skjevheten på 1.41, men vi ser også at vi har ned negativ skjevhet i Sett 3 på -0.26. Kurtosis viser at vi har en positiv utvikling fra Sett 1 til Sett 2 og så litt ned igjen i Sett 3. Det er et veldig stort hopp fra Sett 1 sin kurtosis på 11.08 til Sett 2 som har en kurtosis på 26.22. Her ser man at det er sett 1 som har minst skjevhet og kurtosis som tilsier at dette er settet som er nærmest en normalfordeling. Dette stemmer overens med Jarque-Bera verdiene til Sett 1 som er på -4.19, der den kritiske verdien for 1 % er -3.96. Som betyr at Sett 1 er det settet som er nærmest normalfordelt.

Verdiene for minimum har en sterk økning i minimumsverdien fra Sett 1 til Sett 2 og så litt ned igjen til Sett 3. I minimumsverdien minker litt fra sett 1 til 2 også øker den igjen fra Sett 2 til 3. Her ser vi en klar variasjon i relativ prisendring fra Sett 1 når kun Norge var med til Sett 2 når Sverige var med og så tilslutt når Tyskland kom med som er vist i Sett 3. Dette er samme tendenser som standardavviket.

Ut i fra t-verdien fant jeg at avkastningen ikke har noen signifikant endring. Som nevnt tidligere kan dette brukes som et grovt volatilitetsmål, og det viser seg at det ikke er noen signifikant ”grovt” volatilitetsendring mellom settene. Når man ser på t-verdien til ren prisendring, så man at det var en veldig signifikant negativ prisendring mellom settene. Den største signifikante forskjellen var mellom Sett 1 og Sett 3 som da er mellom da Norge var med og når Tyskland ble med.

Med dette ser det ut som det er Sett 1, da kun Norge var med i Nord Pool, er den mest volatile perioden. Resultatene viser også at prisprosessen endrer seg gjennom settene.

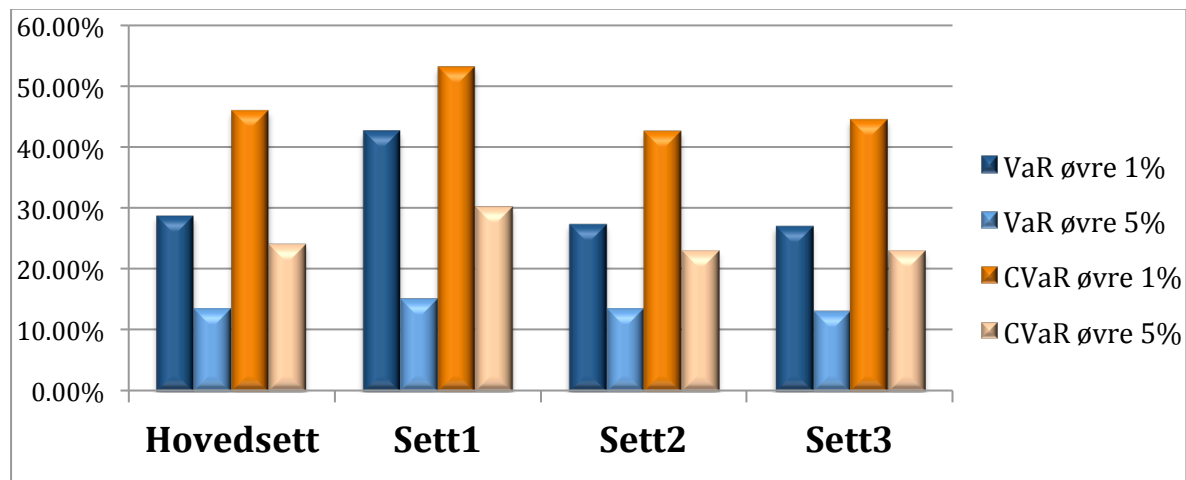
6.4 Value at risk

I tabellen og figurene under er det oppgitt VaR og CVaR av den relative prisendringen (log avkastningen) for alle settene. Som man ser av figuren er VaR og CVaR høyest for Sett 1. Dette vil si at hvis det skjer et tap vil størst tapet skje i Sett 1. Om man ser figur 2.2 i appendiks ser man at det er Sett 1 som har mest ekstreme haleverdier, tross at det er det settet som er nærmest normalfordelt. Hvor nedre VaR 1 % er -38.75 % og øvre 1% er 42.48 %, mens 1 % nedre CVaR er -50.37 % og øvre 1 % er 53.19 %.

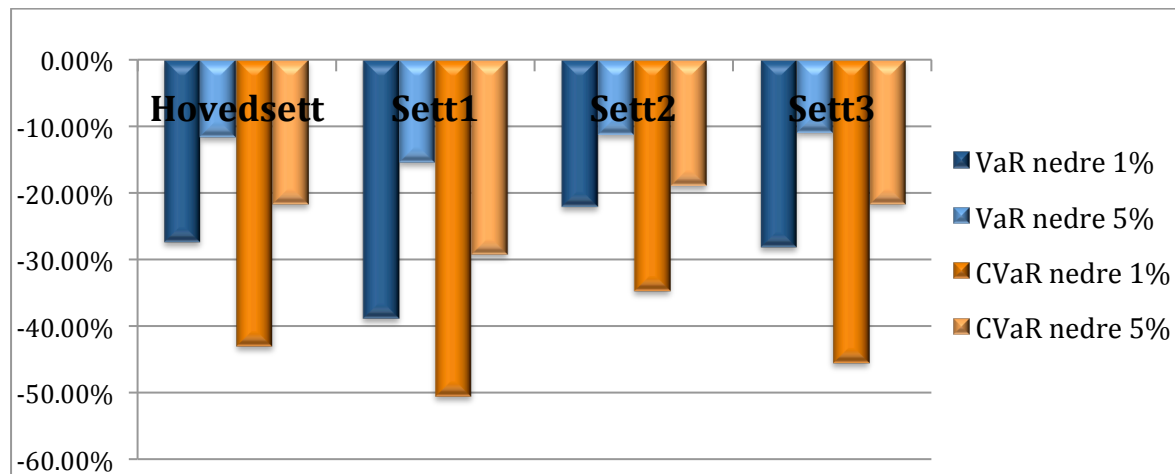
Tabell 8: Øvre og nedre VaR og øvre og nedre CVaR for alle settene.

	Hovedsettet	Sett1	Sett2	Sett3
VaR nedre 1 %	-27.33 %	-38.74 %	-22.04 %	-28.09 %
VaR nedre 5 %	-11.54 %	-15.26 %	-11.18 %	-10.83 %
CVaR nedre 1 %	-42.89 %	-50.37 %	-34.59 %	-45.37 %
CVaR nedre 5 %	-21.64 %	-29.12 %	-18.87 %	-21.63 %
VaR øvre 1 %	28.64 %	42.48 %	27.27 %	26.95 %
VaR øvre 5 %	13.42 %	14.99 %	13.39 %	13.03 %
CVaR øvre 1 %	46.04 %	53.19 %	42.65 %	44.50 %
CVaR øvre 5 %	24.06 %	30.12 %	23.02 %	23.00 %

Figur 16: Grafisk fremstilling av øvre 1 % og 5 % for VaR og CVaR.



Figur 17: Grafisk fremstilling av nedre 1 % og 5 % for VaR og CVaR.



Nedre VaR og CVaR:

Vi finner den samme utviklingen i nøkkeltallene som før. Det er også Sett 1 som har høyest nedre VaR på 5 % på -15.26 %. Sett 3 har nest høyest nedre 1 % VaR på -28.09 %. Så er det Hovedsett med nedre VaR på 1% med 27.33 % og Sett 2 har den laveste 1% nedre VaR på 22.04 %. Etter Sett 1 på 5 % nedre VaR er det Hovedsettet som har nedre VaR på 11.54 %, så det det Sett 2 med 11.18 % og tilslutt har vi Sett 3 med 10.83 %.

På CVaR nedre 1 % er det samme tendensene som nedre VaR 1 %, det er da Sett 1 som har høyest CVaR nedre 1 % med -50.37 %, nest høyest nedre CVaR er -45.37 %. Så kommer hovedsettet med 42.89 % og så er det Sett 2 med lavest nedre 1% CVaR med 34.59 %.

På CVaR nedre 5 % er det Sett 1 som har høyest verdi på -29.12 %. Nest høyest er sett hovedsettet som har CVaR nedre 5% på -21.64 %. Så er det Sett 3 som har CVaR nedre 5 % på -21.63 %. Sett 2 har igjen de laveste verdiene med CVaR 5 % på -18.87 %.

Det vi ser fra resultatene i de nedre CVaR verdiene er at Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3 har en CVaR-profiler som er ganske lik hverandre. Det er det samme man ser i nedre VaR-profilen til Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3. Vi ser også at VaR nedre 1 % for Sett 1 er nesten det dobbelte av Sett 2. Det samme ser vi på CVaR nedre 1 %.

Øvre VaR og CVaR:

Det vi ser fra VaR øvre er at de har noe av den samme profilen som for VaR nedre, det som skiller dem er at verdiene er litt høyere for VaR øvre. Sett 1 har klart høyest VaR med VaR øvre 1 % på 42.48 % og 5% på 14.99 %. og dette er nesten dobbelt så stort som VaR øvre 1 % for Sett 3 som er på 26.95%. Man ser igjen at Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3 har nesten samme VaR profil med VaR øvre 1% på 28.64 %, 27.27 % og 26.95 %.

De samme tendensene er i VaR øvre 5 % der det er Sett 1 som har høyest VaR øvre 5 % på 14.99 %, nest høyest er Hovedsettet med 13.42 % så kommer Sett 2 med 13.39 % og lavest VaR øvre 5 % er 13.03 % som kommer fra Sett 3. Her ser man at alle settene har ganske lik VaR profil.

For CVaR er det samme trenden for CVaR øvre 1 % med Sett 1 som har en verdi på 53.19 %, så kommer Hovedsettet, Sett 3 og Sett 2 med verdiene 46.04 %, 44.50 % og 42.65 %. CVaR øvre 5% ser vi igjen at det er Sett 1 som har høyest verdi med 30.12%, så kommer Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3 med veldig like verdier på 24.06 %, 23.02 % og 23.00 %.

Oppsummering:

Med dette er det helt klart at det er Sett 1 som har høyest usikkerhet noe som tilsier høyest risiko. Dette vil si at det er perioden da kun Norge var med i Nord Pool. I tabell 1 over ser vi at i 2011 ble 97 % av totalproduksjonen produsert av vannkraft. Norge står for den største andelen av vannkraft i forhold til Sverige og Tyskland (samt i forhold til de andre landene i Nord Pool³⁷). Dette kan forklare mye av forskjellen i risiko. For Hovedsettet, Sett 2 og Sett 3 har de en ganske lik risikoprofil. Dette kan ha med å gjøre at vi tester de Norske prisene på Elspot. Selv om Sett 2, da Sverige ble med og Sett 3 da Tyskland ble med, har forskjellig energiproduksjon. Sverige har 86 % av produksjonen innen vannkraft og atomkraft og Tyskland har 74 % atomkraft og fossil brensel. Dette viser at både Norge, Sverige og Tyskland har ganske forskjellig energiproduksjon, tross dette får Sett 2 og Sett 3 ganske lik risikoprofil. Dette tyder på sterkere markedsintegrasjon mellom dem.

Noe av grunnen til dette kan være at Tyskland har hatt stor endring i energi-produksjonen sin de siste årene. Den fornybare produksjonen har økt fra 10 % i 2004 til 23 % i 2012 (vist i tabell 12 og figur 2.12 i appendikset under).

En annen faktor som kan føre til at Sett 2 og 3 har ganske lik risikoprofil kan ha å gjøre med dollarkursen. Som nevnt tidligere har dollarkursen stor påvirkning på kullprisen for Tyskland. Og hvis man ser på figur 2.11 i appendiks ser man at det er store endringer i dollarkursen mellom 2004-2013. Den går stort ned i første periode (2004-2008) mulig grunnet finanskrisens førsjokk. I perioden 2008-2009 går den opp med hele 2 dollar på ca 1 år. Og i perioden 2010-2013 nøytraliserer dollar kursen seg litt.

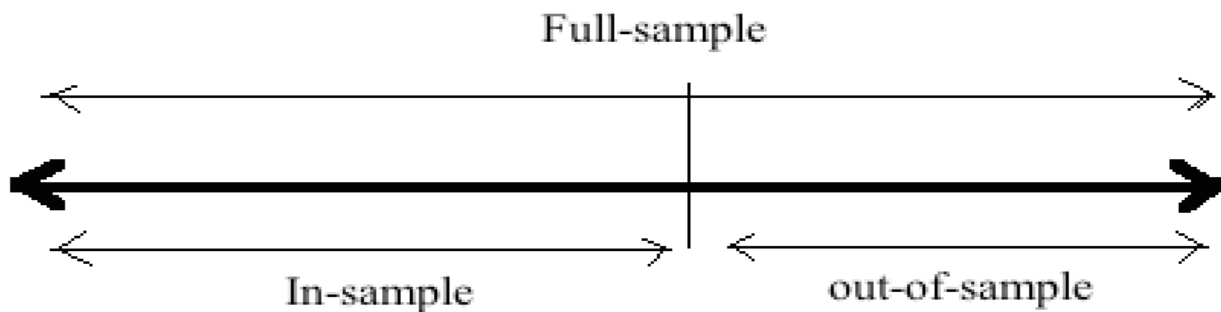
³⁷ http://www.nordpoolspot.com/Global/Download%20Center/TSO/Nordic-production-split_2004-2012.pdf

7. Resultater

I dette kapitlet skal vi se på resultater fra estimering av delperiodene og de fem metodene. Først en forklaring av in-sample og out-of-sample, så ser man på parameterne de forskjellige modellene gir oss for å så gå inn på Value-at-risk estimeringene. For å se om det er en modell som kan estimere en-dag-frem VaR for Elspot markedet. Men også får å se om det er noen forskjeller i Settene i forhold til hvilken modell som estimerer best muligens grunnet markedsintegrasjon.

7.1 In-sample og out-of-sample (Rapach og Wohar, 2005)

Figur 18: In-sample og out-of-sample



Det som blir gjort i en in-sample og en out-of-sample er at man tar hele det historiske datasettet og deler det inn i in-sample estimeringsperiode og out-of-sample evalueringsperiode. Man estimerer datasettet i in-sample på samme måte som i full-sample i oppgaven. Det som skiller seg ut fra full sample der man estimerer på bakgrunn av hele datasettet, tar man i inn-sample kun med data observasjonene som ligger i in-sample (altså bare en delperiode). Man bruker så estimeringene i in-sample til å finne ut hvor presist de treffer out-of-sample datasettet.

Vi velger å ta med in-sample og out-of-sample for RiskMetrics selv om den har konstante parametere, for å kunne sammenligne med de andre modellene. HS og Har-Qreq vil bare bli vist i tabell 11 siden man ikke får noen parametere av dem (dette fordi de bruker et rulerende vindu). Har-Qreq og HS vil i Hovedsettet i figur 11 kun bli vist i in-sample og out-of-sample dette fordi verdiene ikke har noen tolkning, og her er det mest interessant å se på out-of-sample.

Tabell 9: in-sample/out-of-sample for settene.

in-sample og out-of-sample vekting for settene.			
Hovedsettet			
	år	observasjoner	Vektet %
in-sample	01.01.1993-14.10.2005	4671	61%
out-of-sample	15.10.2005-31.12.2013	3000	39%
Test Sett 1			
	år	observasjoner	Vektet %
in-sample	1993-1996 (Sett 1)	1095	25%
out-of-sample	1996-2004 (Sett 2)	3288	75%
Test Sett 2			
	år	observasjoner	Vektet %
in-sample	1996-2004 (Sett 2)	3288	50%
out-of-sample	2004-2013 (Sett3)	3287	50%

Tabellen over viser hvordan settene er delt opp i forhold til in-sample og out-of-sample. For å kunne se om det er noen forskjell i settene har jeg igjen delt de inn i to grupper. Test Sett 1 som har Sett 1 som in-sample og Sett 2 som out-of-sample, og Test Sett 2 som består av Sett 2 som in-sample og Sett 3 som out-of-sample. Tabellen viser også hvordan in-sample og out-of-sample er delt inn i år, i de forskjellige settene. ”Observasjoner” og ”vekt %” indikerer fysiske observasjoner innenfor hver periode og vekten i % i denne perioden.

Vi tester følgende hypotese:

Hypotese: Med sterkere markedsintegrasjon (altså at etter flere land kommer med i Nord Pool) vil estimeringen av VaR endre seg?

7.2 Parameterfremstilling

Tabell 10: Parameterfremstilling for de ulike modellene.

Hovedsett (1993-2013)								
Parametere	Full sample				In-sample			
	α_0	α_1	β_1	LLF	α_0	α_1	β_1	LLF
ARCH	0.006	0.277	-	-	0.039	0.3196	-	-
GARCH(1,1)	0.000	0.347	0.685	9501	0.000	0.341	0.642	3408
RiskMetric	0.000	0.060	0.940	9045	0.000	0.060	0.940	5600
Test Sett 1 (1993-1995)								
Parametere	Full sample				In-sample			
	α_0	α_1	β_1	LLF	α_0	α_1	β_1	LLF
ARCH	0.007	0.240	-	-	0.011	0.156	-	-
GARCH(1,1)	0.000	0.295	0.704	1363	0.000	0.350	0.700	1363
RiskMetric	0.000	0.060	0.940	1257	0.000	0.060	0.940	1257
Test Sett 2(1996-2004)								
Parametere	Full sample				In-sample			
	α_0	α_1	β_1	LLF	α_0	α_1	β_1	LLF
ARCH	0.006	0.302	-	-	0.005	0.277	-	-
GARCH(1,1)	0.000	0.311	0.699	4038	0.001	0.083	0.919	4038
RiskMetric	0.000	0.060	0.940	3962	0.000	0.060	0.940	3962

I tabell 10 over er parameterne notert med tre desimaler unntatt LLF-verdiene som her er oppgitt i hele tall. Det er viktig å merke seg at i noen tilfeller kan små desimaler ha innvirkning på LLF, og med det også hvordan modellen estimerer. En "-" notasjon indikerer at denne modellen ikke inneholder denne parameteren eller LLF. In-sample og full-sample er beskrevet i kapitlet over, samt out-of-sample som kommer inn i tabell 11 under. Alle verdiene i tabellen over er signifikante.

Når man bare ser på parameterne og LLF i tabellen over er det vanskelig å si noe om hvilken modell som treffer mest presist. Men vi kan merke oss noen av verdiene. Verdiene i LLF er som nevnt tidligere ment til å maksimere seg selv ved å endre på parameterne. Det betyr ikke at det er den med høyest LLF-verdi som utkårer den mest presise Value-at-risk estimeringen på de signifikansnivåene vi har valgt i analysen. Et eksempel på dette er at LLF for RiskMetric skal være lavere eller lik GARCH modellen. Men likevel er RiskMetrics noe mer presis enn hva GARCH modellen viser i estimeringene under.

7.3 Estimert VaR for settene

I tabell 9 under er blitt det estimert en-dag-frem VaR for de frem modellene som er valgt. Meningen med dette er å finne ut hvilken modell som estimerer VaR mest presist for Elspot. Målet med estimeringen er å komme så nær VaR nivået som mulig. Eksempel på dette blir da for ARCH 1 % i full-sample i hovedsettet der vi får differanse på $(0.24 \% - 1 \%) = - 0.76 \%$. Dette vil da si at ARCH ikke treffer veldig bra 1% VaR for Elspot, og er da ikke en god modell for dette markedet.

Tabell 11: Estimert 1-dag-frem VaR for alle settene

Hovedsettet									
VaR nivå	Full-sample			In-sample			Out-of-sample		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
HS	-	-	-	0.81%	4.49%	9.48%	1.03%	5.11%	10.21%
ARCH	0.24%	3.50%	8.37%	0.51%	4.01%	6.05%	0.66%	3.90%	8.36%
GARCH(1,1)	0.91%	3.26%	6.10%	0.66%	3.15%	6.10%	1.40%	3.46%	6.30%
RiskMetric	1.70%	4.47%	7.64%	1.54%	4.32%	7.71%	2.00%	4.87%	7.70%
Har-Qreq	-	-	-	1.44%	5.15%	9.89%	1.28%	5.05%	10.07%
Test sett 1 (1993-2004)									
VaR nivå	Full-sample			In-sample (1993-1996)			Out-of-sample (1996-2004)		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
HS	0.79%	4.46%	9.10%	1.06%	4.25%	8.51%	0.78%	3.76%	8.30%
ARCH	0.56%	3.73%	6.03%	0.91%	5.03%	8.41%	0.34%	3.89%	9.31%
GARCH(1,1)	0.66%	3.06%	5.96%	1.28%	4.21%	7.04%	0.73%	3.04%	5.93%
RiskMetric	1.50%	4.38%	7.71%	2.10%	4.91%	7.50%	1.31%	4.20%	7.79%
Har-Qreq	1.44%	4.99%	9.81%	1.06%	4.25%	12.76%	1.14%	4.76%	9.40%
Test sett 2 (1996-2013)									
VaR nivå	Full-sample			In-sample (1996-2004)			Out-of-sample (2004-2013)		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
HS	1.09%	4.96%	10.06 %	0.78%	3.76%	8.30%	1.13%	5.29%	10.71%
ARCH	0.43%	3.85%	6.76%	0.34%	3.89%	9.31%	0.00%	2.68%	7.37%
GARCH(1,1)	0.90%	3.29%	6.08%	0.73%	3.04%	5.93%	1.34%	3.59%	6.60%
RiskMetric	1.64%	4.39%	7.66%	1.31%	4.20%	7.79%	1.92%	4.57%	7.52%
Har-Qreq	1.25%	4.96%	9.95%	1.14%	4.76%	9.40%	1.18%	4.94%	10.15%

Ved lesing av Tabell 11 ser man at for hvert sett er det tatt med alle de fem modellene som viser hvor godt de treffer signifikansnivåene³⁸ (1 %, 5 % og 10 %). I tabellen ser man full-sample, in-sample og out-of-sample. In-sample trenger man egentlig ikke å ta med, men siden jeg er ute etter å se om det er noen forbedring i estimering av VaR for de forskjellige settene har jeg tatt det med (og markert dem i gult der det er relevant). Det er også verdt å merke seg at full-sample verdiene for HS og Har-Qreq ikke er tatt med for hovedsettet, dette fordi ikke gir noen indikasjon på hvor godt modellen treffer. Når vi da skal tolke resultatene ser vi på de verdiene som har minst differanse mellom estimatet og signifikansnivået.

³⁸ Appendiks 1.12: Prosentil (signifikans nivå for VaR-estimering)

Tabellen over er en overtredelses VaR test, og det er verdt å nevne at HS og Har-Qreq har en annen VaR beregnings verdi en ARCH, GARCH og RiskMetrics. Man finner forklaring på dette i appendiks under i avsnitt 1.12 samt i tabell 13 i appendiks. Tolkningen av tabell 11 over blir den samme for alle modellene. Jeg vil også spesifisere at jeg legger mest vekt på resultatene fra Test Sett 1 og Test Sett 2, siden det er her jeg skal teste min hypotese.

7.3.1 Hovedsettet

I analysen av full-sample for hovedsettet på 1 % nivået, ser vi fra tabellen over at det er GARCH(1,1) som treffer mest presist. Ut i fra at vi ønsker å oppnå en verdi på 1 % kan man si at modellene treffer ganske bra. På 5 % nivå er det RiskMetric som treffer mest presist. Her ser man at resultatene er litt mindre presise enn hva GARCH(1,1) traff på 1 % nivå. På 10 % nivået treffer ARCH best, men man ser at de estimerte verdien treffer litt dårlig men best av de tre modellene som er oppgitt for full-sample. I out-of-sample for hovedsettet ser man at det er HS som treffer mest presist på 1 %, og Har-Qreq som treffer best på 5 %, og 10 %. Men siden Har-Qreq treffer best på 5 % og 10 %, vil dette være den modellen som treffer mest presist for hovedsettet. Den minst presise modellen er GARCH(1,1).

7.3.2 Test Sett 1

I Full sample for Test Sett 1 er det Har-Qreq som utpeker seg mest på 5 % og 10 %, men HS bør heller ikke glemmes som utpeker seg på 1 %. Og GARCH modellene er treffer minst presist igjen.

I in-sample er det ganske spredte resultater. Der det er HS som estimerer best på 1 % og 10%, men man får samme verdi for Har-Qreq på 1 %. På 5 % er det ARCH som estimerer mest presist. I out-of-sample er det den nye Har-Qreq modellen som estimerer VaR best på 1 %, 5 % og 10 %. Man ser en utvikling fra in-sample (Sett 1) til out-of-sample (Sett 2) der det i perioden når kun Norge (Sett 1) var med er det mindre presise estimeringer for VaR og HS estimerte best. Siden HS har sine svakheter og ikke greier å fange opp ”klumpingen” eller volatiliteten i markedet, vil jeg si at det er Har-Qreq eller ARCH som estimerer mest presist for in-sample (Sett 1). I out-of-sample er det klart Har-Qreq som estimerer best.

7.3.3 Test Sett 2

Full-sample for Test Sett 2 viser at på 1 % er det HS som treffer mest presist, og GARCH(1,1) som er nest best. HS og Har-Qreq treffer mest presist på 5 %. For 10 % er det den nye Har-Qreq modellen som treffer best, og HS treffer nest best. Har-Qreq er den mest presise modellen, siden den viktigste prosenten vi bør se på er 5 % og 10 %.

In-sample viser at det er Har-Qreq som estimerer VaR mest presist på 1 %, 5 % og 10 %.

Out-of sample viser noen av de samme tendensene som i in-sample, men her er det på 1 % HS som treffer mest presist. På 5 % og 10 % nivå er det Har-Qreq som treffer mest presist.

Det er nesten ingen utvikling fra in-sample (Sett 2) til out-of-sample (Sett 3), det er fremdeles Har-Qreq som estimerer best på 5 % og 10 %. Den lille endringen er at det er på 1 % i out-of-sample er det HS som estimerer best, men siden Har-Qreq er nest best, er det riktig å konkludere med at det ikke er noen store endringer for hvilken modell som estimer best.

7.4 Sammenligning av modellene.

Under er det gjort et grovt sammendrag av resultatene over, hvor det fremstilles hvor mange presise estimeringer modellene gjør in full-, in- og out-of-sample. Det gjøres da en sammenligning mellom hvordan modellene har estimert i forhold til signifikansnivåene for de forskjellige settene. Men også en sammenligning av hvordan full-sample, in-sample og out-of-sample gjorde det i forhold til hverandre.

Tabell 12: Full-sample og out-of-sample oppsummering

	Full-sample				In-sample				Out-of-sample			
	1%	5%	10%	sum	1%	5%	10%	sum	1%	5%	10%	sum
HS	2	-	-	2	3	-	1	4	2	-	-	2
ARCH	-	-	1	1	-	1	-	1	-	-	-	0
GARCH(1,1)	1	-	-	1	-	-	-	0	-	-	-	0
RiskMetric	-	1	-	1	-	-	-	0	-	-	-	0
Har-Qreq	-	2	2	4	-	2	2	4	1	3	3	7

Tabellen over er en indikator på hvilken modell som traff mest presist i full-sample, in-sample og i out-of-sample. Tallene i tabellen over kan tolkes ved å ta et eksempel der man ser på HS for 1% nivå i full-sample som har verdien 2. Dette betyr at modellen har truffet best på 1% nivå to ganger.

Om man da ser i tabell 12 for full-sample, ser man at det er Har-Qreq som har flest presise estimeringer, og veldig bra på for 5 % og 10 % signifikans nivå. Hvis man da ser på signifikansnivåene for full-sample er det ingen av settene som har utpekt seg som mest presist. Det er mange av modellene som estimerer bra på enkelt signifikansnivå, men dårligere på andre signifikansnivå. Har-Qreq vil da muligens bli den mest presise modellen siden den estimerer best i 4 av 9 muligens estimeringer. HS er den modellen som treffer nest best. Noe kritikk kan bli rettet mot HS da den har lett for å over estimere volatilitet, siden den har vanskelig for å fange opp "klumpingen" eller volatiliteten i markedet.

I in-sample er det Har-Qreq og HS som estimerer VaR best, med 8 av 9 til sammen, 4 av 9 hver. I out-of-sample er det Har-Qreq modellen som har flest presise estimeringer, med 7 av 9. De minst presise modellene for out-of-sample er ARCH, GARCH(1,1) og RiskMetrics. Dette er et ganske spennende resultat siden jeg ikke har funnet noen artikler som har testet Har-Qreq på kraftmarkedet. Dette fordi det er en modell som ble utviklet i begynnelsen av 2014.

Oppsummert kan man si dette om de forskjellige modellenes evne til å estimere VaR for de forskjellige signifikansnivåene, og for full-sample, in-sample og out-of-sample. I full-sample er det mye spredning men HS og Har-Qreq viser seg å være de mest presise modellene for å estimere VaR for alle settene og signifikansnivåene.

Noe overaskende var GARCH(1,1) desidert dårligst til å estimere VaR for alle settene og signifikansnivåene for både full-sample, in-sample og out-of-sample. Som nevnt tidligere var det Har-Qreq som traff best for alle settene på alle signifikansnivåene i out-of-sample. Den nest beste modellen er HS, men siden denne modellen ikke greier å fange opp volatiliteten ("klumpingen") til tidsserien, vil jeg se bort i fra denne og konkludere med at den nye modellen Har-Qreq er den beste til å estimerte VaR for Elspot på Nord Pool. Den siste tingen som bør nevnes er at det var en stor forskjell i Test Sett 1 fra in-sample til out-of-sample. Mens for Test Sett 2 er det ingen utvikling i hvilken modell som estimerer VaR best. Dette tilsvarer det vi fant i den deskriptive statistikken, der man ser stor endring fra Sett 1 til Sett 2, men litt mindre endring fra Sett 2 til Sett 3.

7.5 Markedsintegrasjon i forhold til VaR estimering

I tabell 10 over ser man fra full-sample parameterne at prisprosessen har forandret seg over tid. Hvis man ser på dagsavkastningsparameteren α_1 i GARCH modellen ser man at den i Test Sett 1 er på 0.295 så går den opp til 0.311 i Test Sett 2. Volatilitets parameteren β_1 ser man i full-sample for GARCH ligger på 0.704 i Test Sett 1 også går den ned til 0.699 i Test Sett 2. Man kan ikke legge en entydig konklusjon utfra denne α_1 og β_1 men det tyder på at prisprosessen endres. Ved å se på tabell 11 over ser man at det er en endring i hvilken modell som estimerer VaR best fra in-sample til out-of-sample i Test Sett 1. Men i Test Sett 2 er det ingen store endring i hvilken modell som estimerer VaR best. Konklusjonen blir at det er den nye modellen Har-Qreq som estimerer best VaR for Elspot markedet. Og at ut i fra estimeringene ser man at det er en tydelig endring fra Sett 1 (kun Norge) til Sett 2 (med Sverige), og nesten ingen endring fra Sett 2 til Sett 3 (med Tyskland).

Så for å svare på hypotesen min, kan jeg konkludere med at det ser ut som den største påvirkningen av markedsintegrasjon var når Sverige ble med i Nord Pool i 1996. Dette muligens siden dette var det første landet som ble med utenom Norge. Markedsintegrasjonen har lite og si når Tyskland ble markeds partner i 2004, her ser det ut som markedsintegrasjonens påvirkning har stabilisert seg.

8. Avslutning

Utgangspunkt for denne oppgaven var å finne ut om det var noen volatilitet og prisendring når andre land kom inn i den nordiske kraftbørsen Nord Pool. Jeg har begynt med å se Nord Pool og markedsintegrasjon, ut i fra dette fant jeg ut at jeg skulle dele opp Elspot i tre delperioder. Disse delperiodene ble 1993-1996 (Sett 1) når kun Norge var med i Nord Pool. Delperiode to (Sett 2) som går fra 1996-2004 tar for seg perioden da Sverige ble med som det første landet utenom Norge. Siste delperiode (Sett 3) som er perioden 2004-2013, som viser til perioden da Tyskland ble markeds partner på Nord Pool. Disse periodene var interessant å se på, da jeg kan se på påvirkning fra både Europa og Norden. Jeg har også tatt med hele perioden 1993-2013 som et hovedsett for å se utviklingen og endringene fra de tre delperiodene.

Etter definisjon av delperioder gikk jeg løs på den deskriptive delen for å se på typiske trekk ved de tre delperiodene og markedene. For å så se på Value-at-Risk (VaR) og Conditional VaR for delperiodene, samt å se på hvilken av de fem modellene som estimerer VaR mest presist. I denne VaR estimering valgte jeg å dele inn settene i to sett, Test Sett 1 som inneholder Sett 1 som en in-sample og Sett 2 som en out-of-sample. Og Test Sett 2 inneholder in-sample Sett 2 og out-of-sample Sett 3. Dette gjorde jeg for å se om det er noen endring i hvilken modell som estimerer VaR i forhold til markedsintegrasjon. Under kommer resultatene og konklusjonen av mine funn.

8.1 Konklusjon

I den senere tid har energimarkedet blitt mer volatil, og dette har medført at det er blitt viktigere med risikostyring i dette markedet for å estimere risikoen. VaR har blitt et vanlig risikoverktøy som oppsummerer hvor mye risikoeksponering man er utsatt for, og med det også forventet avkastning.

I kapittel 6 kan man si at markedsintegrasjonen har ført til at prisprosessen har endret seg. Hvis man ser på den deskriptive statistikken ser man at resultatene viser en sterk endring fra Sett 1 til Sett 2, en liten endring igjen til Sett 3. Sett 1 har det høyeste prisendringsgjennomsnittet, før det går veldig ned i Sett 2 og litt opp igjen i Sett 3. Den samme tendensen finner man i standardavviket. Det viser at Elspot prisen for Nord Pool starter veldig volatil, med kun Norge i Nord Pool. Volatiliteten går veldig ned når Sverige kommer med i 1996, før den går litt opp igjen når Tyskland blir med som markedspartner i 2004. Dette var det motsatte av hva jeg trodde jeg skulle finne, noe som var veldig interessant.

Ved å se på skjevhet og kurtosis ser man at Elspot prisen begynner med en fordeling som er ganske lik normalfordeling. Noe som også stemmer overens med den Jarque Bera-verdien for Sett 1 som nesten ikke er signifikant, men man kan enda forkaste null hypotesen og si at settet ikke er normalfordelt. Da Sverige kom med økte Elspots skjevhet og kurtosis kraftig og Sett 2 viser at en venstreskjev fordeling med en tykkere hale. Tyskland har en annen påvirkningskraft på skjevhet og kurtosis, settet går nå fra venstre til høyreskjev fordeling med litt mindre tykke haler en fra Sett 2.

Under t-testen fant jeg ut at avkastningen ikke hadde noen signifikant endring, mens ren pris hadde en signifikant negativ prisendring.

Resultatene i kapittel 6.4 viser at Sett 1 var det settet som hadde høyest risiko. Dette kan stemme overens med resultatet jeg fant over for volatiliteten. CVaR kan være et bedre mål for Sett 1, der CVar ikke bare tester den nedre tapet men også finner ut ”Hvis ting går galt, hvor mye kan forventes å gå tapt?”. Hvis man ser figur 8 over i sammenheng med figur 2.2

i appendikset kan man se at CVaR vil være et bedre risikomål for Sett 1. Tross dette, valgte jeg å gå videre med VaR beregninger på alle settene, for å kunne sammenligne settene.

Når jeg så skal se raskt på hvilken modell som estimerer VaR mest presist på tvers av de tre signifikansnivåene, fant jeg at det var Har-Qreq utpekte seg som den beste modellen i min analyse for out-of-sample, in-sample og full-sample.

GARCH(1,1), ARCH og Risk Metrics modellene var de modellene som estimerte minst presist i full-, in- og out-of-sample. Dette var det mest spennende funnet, siden HS, GARCH(1,1) og Risk Metrics er en veldig mye brukte modeller innenfor finans og også innfor kraftmarkedet. Har-Qreq var en mye mer presis modell for å estimere VaR på Nord Pools Elspot.

Grunnen til at jeg sammenligner full-sample og out-of-sample resultatene, er at out-of-sample kan gi oss et innblikk i hvordan modellene jeg bruker estimerer VaR for fremtidige data. I in-sample brukes historisk data frem til i dag, for å danne parametere som blir brukt i fremtidig estimering. Det spennende med å sammenligne in-sample mot out-of-sample er å finne ut om markedsintegrasjon har noen påvirkning på hvilken modell som estimerer VaR mest presist, og om det er noen endringer i hvilken modell som estimerer mest presist. Jeg fant ut at det var store forskjeller i hvilken modell som estimerer best fra når kun Norge var med (Sett 1) til når Sverige ble med (Sett 2), mens det nesten ikke var noen endring fra når Sverige ble med til Tyskland ble med (Sett 3).

Min sluttkonklusjon for denne oppgaven blir at det er signifikante forskjeller i Nord Pool før markedsintegrasjonen fant sted. Markedsintegrasjonen førte til at det ble mindre risiko og mindre volatilitet i Nord Pool. Det samme ser man ut i fra VaR estimeringene. Det var større endring mellom Norge til Sverige, enn fra Sverige til Tyskland i forhold til hvilken modell som estimerte VaR mest presist. Har-Qreq var den modellen som estimerte best VaR for kraftbørsen Nord Pool. Dette er min konklusjon med base i Elspot-prisene.

8.2 Begrensninger og til ettertanke ved senere analyse.

De resultatene jeg har fått i denne oppgaven kunne blitt bedre om jeg eventuelt hadde sett på sesongendringer, noe jeg valgte å se bort fra. Det er mange studier på sesongvariasjoner, to av disse er gjort av Ecribano (2004) og Lucia og Schwartz (2002). De fant begge signifikante endringer i sesongene på kraftmarkedet. Ved å se mer på sesong-endringene kunne jeg muligens ha fått mer hold i resultatene jeg har fått i oppgaven.

En annen ting som er verdt å nevne er at det første settet, altså Sett 1, har ganske få observasjoner i forhold til Sett 2 og Sett 3. Dette er noe som kan påvirke resultatene mine. Jeg har også brukt gjennomsnittsprisen for Oslo, Bergen og Trondheim i oppgaven. Jeg kunne ha utvidet og muligens forbedret resultatene ved å ta gjennomsnitt av alle de seks norske områdene.

Jeg kunne også tenkt meg å jobbe videre med å se på fordelingen og noen andre modeller som tar utgangspunkt i at det ikke er normalfordeling i dagsavkastningen på Elspot i Nord Pool. Lineære modeller har ofte problemer med å forklare noen egenskaper som er viktige, som tetthet ("*density*"), klumping av volatilitet ("*volatility clustering*") og om volatiliteten øker mer etter prisfall enn ved en lik prisøkning ("*leverage effects*"). GARCH og ARCH er mest populære modeller å bruke. Modellene brukes til å modellere volatilitet, modellene lar tidsserien følge ulike prosesser til ulike tidspunkter. Jeg har derfor sett på disse to i oppgaven, og fant ut at de ikke gjorde gode nok estimeringer for Elspot.

I studiene fra Chan og Gray (2006) fant de ut at den såkalte AR-EGARCH-EVT gjorde den mest presise estimeringen. De fant også ut at skjevhet og kurtosis ikke er så ekstreme i Nord Pool som i andre strømmarkeder. De fant med det ut at det kanskje er andre modeller som er mer hensiktsmessig for Nord Pool. Jeg antar dermed at en EGARCH ville muligens estimert mer presist, da denne eksponensielle GARCH modellen fører til at man er uavhengig av om parameterne er negative eller positive.

Det kunne også vært interessant se på andre fordelinger som forward-kontrakter i stedet for Elspot priser, for å se om resultatene da blir annerledes. Jeg kunne også ha analysert Tyskland mer, for å finne ut hvorfor ikke Sett 3 har større endring enn det har. Tyskland har helt annerledes energiproduksjon enn Norge og en liten endring fra Sveriges energiproduksjon. Jeg kunne da sett mer på energi produksjonen i forhold til gass, atom, bioenergi eller vind og hvordan det har utviklet seg. Jeg har tittet litt på det hvis man ser på figur 2.12 og 2.13 samt tabell 14 under i appendiks, der jeg har sett på endringen i energiproduksjonen fra 2004 til 2012. Man ser at fornybar energi har gått opp med 13 %, fossil-brensel har gått opp med 3 % og atom har gått ned med 12 % fra 2004 til 2012. Ut i fra dette ser man store endringer i energiproduksjonen i Tyskland i forhold til Sverige og Norge. En annen ting jeg kunne sett på i forhold til Tyskland er dollar-kursen, siden den har sterk korrelasjon med kullprisen i Tyskland. I figur 2.11 under i appendiks har jeg sett litt på det. Figuren viser en utvikling som starter med sterk nedgang (2004-2008, da kullprisen muligens vil synke), så en sterk oppgang (2008-2009, da kullprisen muligens vil øke) før en ganske nøytral periode med en ganske stabil dollar-kurs (2009-2013, med en stabil kullpris).

9. Referanser

Nettsteder:

<http://cran.r-project.org>

<http://www.ioz.pwr.wroc.pl>

<http://www.skagerakenergi.no>

www.NordPool.com

<http://www.statnett.no>

<http://www.energifakta.no>

<https://www.n-ef.no>

<http://people.reed.edu>

<http://hp.gredeg.cnrs.fr>

<http://www.r-bloggers.com>

<http://www.nordpoolspot.com>

<http://people.reed.edu>

<http://www.colorado.edu>

<http://www.investopedia.com>

<http://www.math.utah.edu>

<http://arxiv.org>

<http://www.stata.com>

<http://vlab.stern.nyu.edu>

<http://www.hafslund.no>

<http://www.kevinsheppard.com>

<https://www.destatis.de>

<http://www.norges-bank.no>

<http://www.dw.de>

<http://ec.europa.eu>

www.renewableenergyworld.com

Nord Pool ftp-server:

<http://www.nordpoolspot.com/TAS/Power-Data-Services/Product-details/> Sleave ftp-server:

<ftp://student:transparent@ftp.nordpoolspot.com>.

Artikler & litteratur:

- Akgirav V. 1989. "Conditional heteroskedasticity in time series of stock returns: Evidence and forecasts". *The journal of business* vol.62, 55–80.
- Baldwin, R and Wyplosz, C. 2009. "The Economics of European Integration". 3rd edition.
- Benini, M. Marracci, M. Pelacchi, and Venturini, A. 2002. "Day-ahead market price volatility in deregulated electricity markets": Power engineering society summer meeting. Vol 3, 1354-1359
- Berkowitz, J. Christoffersen, P and Pelletier, D. 2009. "Evaluating Value-at-Risk Models with Desk-Level Data". *Management Science, Articles in Advance*. Vol 57, 1-15.
- Bodily, S and Buono, M. 2002. "Risk and reward at the speed of light: A new electricity price model". 68-71.
- Bollerslev, T. 1986. "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*. Vol 31, 307-327.
- Bollerslev, T. Chou, R. Kroner, K and Jayaraman, N. 1992. "ARCH modeling in finance: a review of the theory and empirical evidence". *Journal of Econometrics*. Vol 52, 5–59.
- Brailsford, T and Faff, R. 1996. "An evaluation of volatility forecasting techniques". *Journal of Banking and Finance*. Vol 20, 419–438.
- Brokks, C and Persand, G. 2002. "Model choice and value-at-risk performance". *Financial Analysts Journal*. Vol 58 (5), 87–97.
- Brooks, C. 2008. "Introductory Econometrics for Finance". Second edition.
- Brooks, C and Persand, G. 2003. "Volatility forecasting for risk management". *Journal of Forecasting*. Vol 22, 1–22.
- Byström, N. 2005. "Extreme value theory and extremely large electricity price changes". Volume 14, 41-55.
- Cartea, A and Figueroa, M. 2005. "Pricing in Electricity Markets: A mean Reverting jump diffusion model with seasonality". *Applied Mathematical Finance*. Vol 12, 313-335.
- Chan, K and Gay, P. 2006. "Using extreme value theory to measure value-at-risk for daily electricity spot prices". *International Journal of Forecasting*. Vol 22, 283–300.
- Corsi, F. 2009. "A simple approximate long-memory model of realized volatility". *Journal of Financial Econometrics*. Vol 7, 174-196.

- Damodaran, A. 2012. "Investment valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset". 3rd edition.
- Dickey, D and Fuller, W. 1979. "Distribution of the Estimation for Autoregressive Time series with a unit Root". Journal of the American Statistical Association. Vol 74, 427-431.
- Engle, R and Manganelli, S. 2004. "CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles". Journal of Business and Economic Statistics. Vol 22, 367-381
- Engle, R. 1982. "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of UK Inflation" *Econometrica*. Vol 50, 987-1008.
- Escribano, A. Pena Sánchez de Rivera, J and Villaplana, P. 2002. "Modeling electricity prices: international evidence".
- Frances, P and Dijk, D. 1996. "Forecasting stock market volatility using non-linear GARCH models". Journal of Forecasting. Vol 15, 229-235.
- Goto, M and Karolvi, G. 2004. "Understanding electricity prices volatility within and across markets".
- Gaglianona, W. Lima, L. Lunton, O and Smith, D. 2011. "Evaluating Value-at-Risk Models via Quantile Regression". Journal of Business & economic statistics. Vol 29, 150-160.
- Harvey, C and Bekaert, G. 2003. "Market integration and contagion."
- Haugom, E. Ray, R. Ullrich, J. Veka, S and Westgaard, S .2014. "A Simple Quantile Regression Model to forecast day-ahead Value-at-Risk".
- Huisman, R and Mahieu, R.2003. "Regime jumps in electricity prices". *Energy Economics*. Vol 25, 425-434.
- Hull, J. 2012. "Risk management and Financial institutions", 3rd.
- Jorion, P. 2007. "Value at risk, The new benchmark for managing financial risk", 3rd.
- Koch, N. 2013. "Tail events: A new approach to understanding extreme energy commodity prices". *European Energy Market*. Pages 1-8.
- Koenker, R and Bassett, G.1978. "Regression quantiles". *Econometrica*. Vol 46, 33-50.
- Lucia, J og Swartz, E. 2002. "Electricity prices and power Derivatives: Evidence form the Nordic Power exchange". *Review of Derivatives Research*. Vol 5, 5-50.
- Lupi, C. 2009. "Unit Root CADF Testing with R". University of Molise. Vol 32.

- Markowitz, H. 1952. "Portfolio Selection". *Journal of Finance*. Vol 7, 77-91.
- Müller, U. Dacorogna, M. Davé, R. Olsen, R. Pictet, O and Weizsäcker, J. 1997. "Volatilities of different time resolutions - analyzing the dynamics of market components". *Journal of Empirical Finance*. Vol 4, 213-239.
- Nelson, D. 1992. "Filtering and forecasting with misspecified ARCH models: getting the right variance with the wrong model. *Journal Econometrics*. Vol 52. 61-90.
- Pafka, S and Kondor, I. 2001. "Evaluating the RiskMetrics methodology in measuring volatility and Value-at-Risk in financial markets". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. Vol 299, 305-310
- Pagan, A.1990. "Alternative models for conditional stock volatility". *Journal of Econometrics*. Vol 45, 267-290.
- Perignon, C and Smith, D. 2006. "The level and quality of value-at-risk disclosure by commercial banks". *Journal of banking and finance*. Vol 34, 362-377.
- Power, M. 2008. "Organized Uncertainty: Designing a World of Risk Management".
- Rapach, D og Wohar, M. 2005. "In-Sample vs. Out-of-Sample Tests of Stock Return Predictability in the Context of Data Mining". *Journal of Empirical Finance*. Vol 13, 231-247.
- Serraino, G. Uryasev, S and Uryasev, S. 2008. "Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and optimization". *Tutorials in operations research*. Page 270- 294.
- Strozzi, F. Gutiérrez, E. Noé, C. Rossi, T and Zaldívar, J. 2008. "Measuring volatility in the Nordic spot electricity market using Recurrence Quantification Analysis". *The European Physical Journal Special Topics*. Vol 164, 105.115.
- Taylor, J. 1999. "A Quantile Regression Approach to Estimating the Distribution of Multi period Returns". *Journal of Derivatives*. Vol 7, 64-78.
- Taylor, J. 2005. "Asset price dynamics, volatility, and prediction. Princeton University Press, USA.
- Taylor, J. 2008. "Using Exponentially Weighted Quantile Regression to Estimate Value at Risk and Expected Shortfall". *Journal of Financial Econometrics*. Vol 6, 382-406.
- Tsay, R. 2010. "Analysis of Financial time series", 3rd.
- Weron, R. Simonsen, I and Wilman, P. 2004. "Modeling highly volatile and seasonal markets: Evidence from the Nord Pool electricity market". *The application of Econophysics*. P: 182-191.
- Zangari, P. 1996. "A VaR Methodology for Portfolios that include Options".

APPENDIKS

Appendiks 1: Ordliste og begreper

1.1 Peak load³⁹: Maksimal belastning på en elektrisk strømforsyningssystem.

1.2 Base-load⁴⁰: Den mer eller mindre konstant delen av den totale belastning på en elektrisk strøm-forsyningsnett.

1.3 N2EX⁴¹: N2EX spotmarkedet ble lansert 5. april 2011, og fullfører markedsintroduksjon av fysiske kraft produkter som skal omsettes på det britiske dagen i forveien auksjon, og de kontinuerlig handles rask og spotmarkedene.

1.4 OTC⁴²: Over-the-counter-market. Er ett desentralisert marked, uten en sentral fysisk plassering. Hvor markedsaktørene handler med hverandre gjennom ulike kommunikasjonsmåter som telefon, epost og proprietære elektroniske handlingssystemer.

1.5 Unit root: Er en attributt av en statistiskmodell av en tidsserie der dens autoregressive parameter er enn.

1.6 P-verdi: Er sannsynligheten for at et utfall er like ekstremt eller mer ekstremt en faktisk utfall, beregnet ved å anta at parameterverdiene gitt nullhypotesen er sann.

1.7 Lag: Etterslep i en tidsserie. Altså man kan lage et datasett, om man ønsker å se på datasettet med 1 lag betyr det at man etter sleper en periode (dag, måned eller ett år).

1.8 Kontek bidding area⁴³: Kontek HVDC er en sammenkobling mellom Danmark og Tyskland som har en kapasitet på 600 MW ved 400 kV DC. Og den er den andre internasjonale sammenkoblingen på Danmarks største øy, Sjælland.

1.9 Nasdaq OMX⁴⁴: ”National Association of Securities Dealers Automated Quotations”. NASDAQ OMX Group, Inc. er verdens største børselskap.

³⁹ <http://www.thefreedictionary.com/peak+loads>

⁴⁰ <http://www.thefreedictionary.com/base+load>

⁴¹ <https://www.n2ex.com/aboutn2ex>

⁴² <http://www.investopedia.com/terms/o/over-the-countermarket.asp>

⁴³ <http://new.abb.com/systems/hvdc/references/kontek>

⁴⁴ http://www.nasdaqomxnordic.com/about_us

1.10 Systemprisen⁴⁵: Er betegnelsen på daglige felles spotpris for hele det nordiske prisområdet for eklektisk kraft som fastsettes av den nordiske kraftbørsen, Nord Pool ASA.

1.11 Contracts for Difference (CfD)⁴⁶: Er en ordning gjort i en futures kontrakt der forskjeller i oppgjøret er gjort gjennom kontant betaling, i stede for levering av fysisk vare eller verdipapirer (securities).

1.12 Prosentil⁴⁷ (signifikans nivå for VaR-estimering): Prosentil eller persentil er et spredningsmål som egner seg når vi har ikke-parametriske fordelinger. N-prosentilen er den verdien der n % av observasjonene har en lavere verdi enn denne. De betegnes P01, P02, ..., P99. For eksempel vil 5 prosent av fordelingen ligge under P05 (5-prosentilen) og 95 prosent vil ligge over P05.

I tabell 11 for estimering av VaR er estimeringen av VaR for de forskjellige modellene funnet ved forskjellige verdier for prosent eller prosentil/kvantil. Det blir samme tolkning tross dette. I tabellen under har jeg satt opp hvilken modell som er estimert med prosentil og hvilken som er estimert med t-test verdi.

Tabell 13: Signifikans tabell for beregning av VaR.

VaR beregnings verdi	Modellene	Konfidensnivået/signifikanslevel for VaR		
		1%	5%	10%
Ensidig halve test (t-test)	<i>ARCH, GARCH og RiskMetrics</i>	2.3263	1.6449	1.2816
P-verdi (prosentil)	<i>HS og Har-Qreq</i>	0.01	0.05	0.1

I tabellen over indikerer VaR beregningsverdi hvilken modell som er beregnet med ensidig hale test eller t-test. Fra tabellen over ser man at ARCH, GARCH og RiskMetrics beregnes med t-verdier som er tallfestet i tabellen. Modellene som beregner VaR ved prosentil verdier er da historisk simulering (HS) og Har-Qreq.

1.13 Geometric Brownian model⁴⁸: også kalt eksponentiell Brownian model, er en kontinuerligtids stokastisitetes prosess hvor den logaritmen av de tilfeldige varierende mengdene følger en Brownian bevegelse (også kalt Wiener prosessen) med driv.

⁴⁵ <http://snl.no/systempris>

⁴⁶ <http://www.investopedia.com/terms/c/contractfordifferences.asp>

⁴⁷ <https://medtekipedia.wikispaces.com/Percentil>

⁴⁸ http://en.wikipedia.org/wiki/Geometric_Brownian_motion

1.14 Hvit støy prosess: Hvit støy prosess er en tidsserie som viser følgende egenskaper: Konstant gjennomsnitt, Konstant varians og null autokovarians.(bortsett fra lag null). Hvit støy som ikke har struktur kan defineres på følgende måte:

1. $E(y_t) = \mu$
2. $Var(y_t) = \sigma^2$
3. $\gamma_s = \begin{cases} \sigma^2, s = 0 \\ 0, s > 0 \end{cases}$

Man pleier å anta at y_t er normalfordelt, $y_t = N(\mu, \sigma^2)$

1.15 Testing av autokorrelasjon: Vi antar videre at y_t er normal fordelt, og utvalget av autokorrelasjon er også omtrent normal fordelt som vises nedenfor:

$$\hat{\tau}_s \sim N\left(0, \frac{1}{T}\right)$$

Hvor T = størrelsen på utvalget, and $\hat{\tau}_s$ beskriver den autokorrelasjon koeffisient på lag s estimert fra en utvalget. Det resultatet kan brukes til å utføre signifikant test for den estimerte autokorrelasjon koeffisient ved hjelp av konfidens intervall. For eksempel på en 95% konfidens intervall er ikke forkastningsområdet er :

$$\left[0 - 1,96 * \frac{1}{\sqrt{T}}, 0 + 1,96 * \frac{1}{\sqrt{T}} \right]$$

Hvis $\hat{\tau}_s$ faller utenfor det intervallet med gitt s , da forkaster vi null hypotesen som sier at den virkelige koeffisienten på lag s er null.

1.16 Joint hypotese tests: Det er også mulighet til å teste joint hypotese, det vil si at alle m til τ_k autokorrelasjon koeffisient er null samtidig ved hjelp av Q-statistikk (Box og Pierce, 1970).

$$Q = T \sum_{k=1}^m \hat{\tau}_k^2$$

Hvor T = størrelsen til utvalget

m = maksimum lag lengde

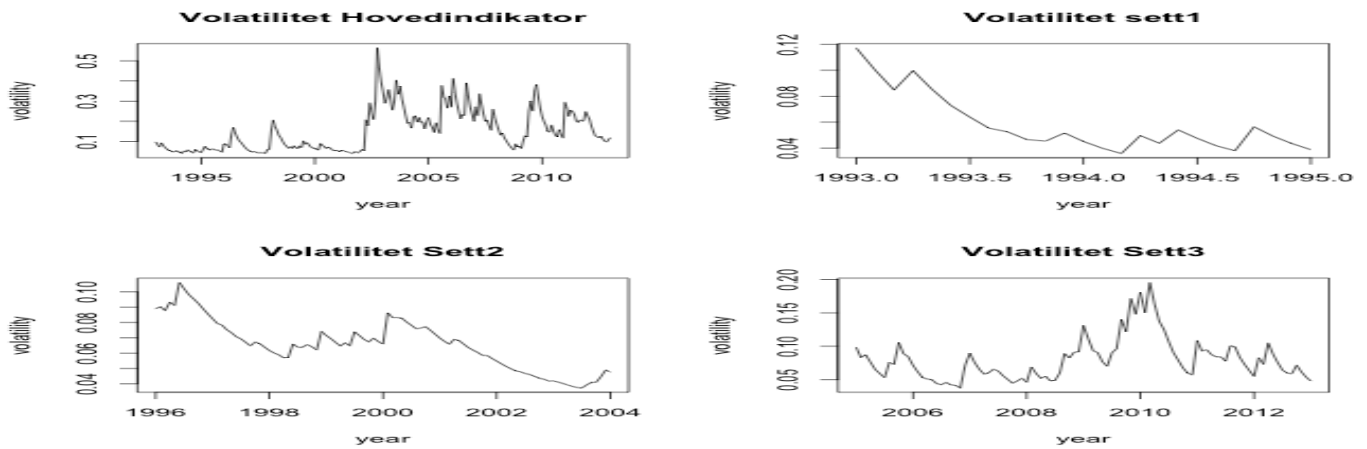
Den svake egenskapen til Q-statistikk er begrenset størrelsen til utvalget. Det risikerer at resultatet blir feil siden utvalget er for små. Ljung – Box er en modifisert versjon av Q-statistikk og kan ta større utvalget enn Q-statistikk. Den statistikk testen er veldig nyttig som en generell test av linear avhengighet i tidsserie. Den vises nedenfor:

$$Q^* = T(T + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\tau}_k^2}{T - k} \sim \chi_m^2$$

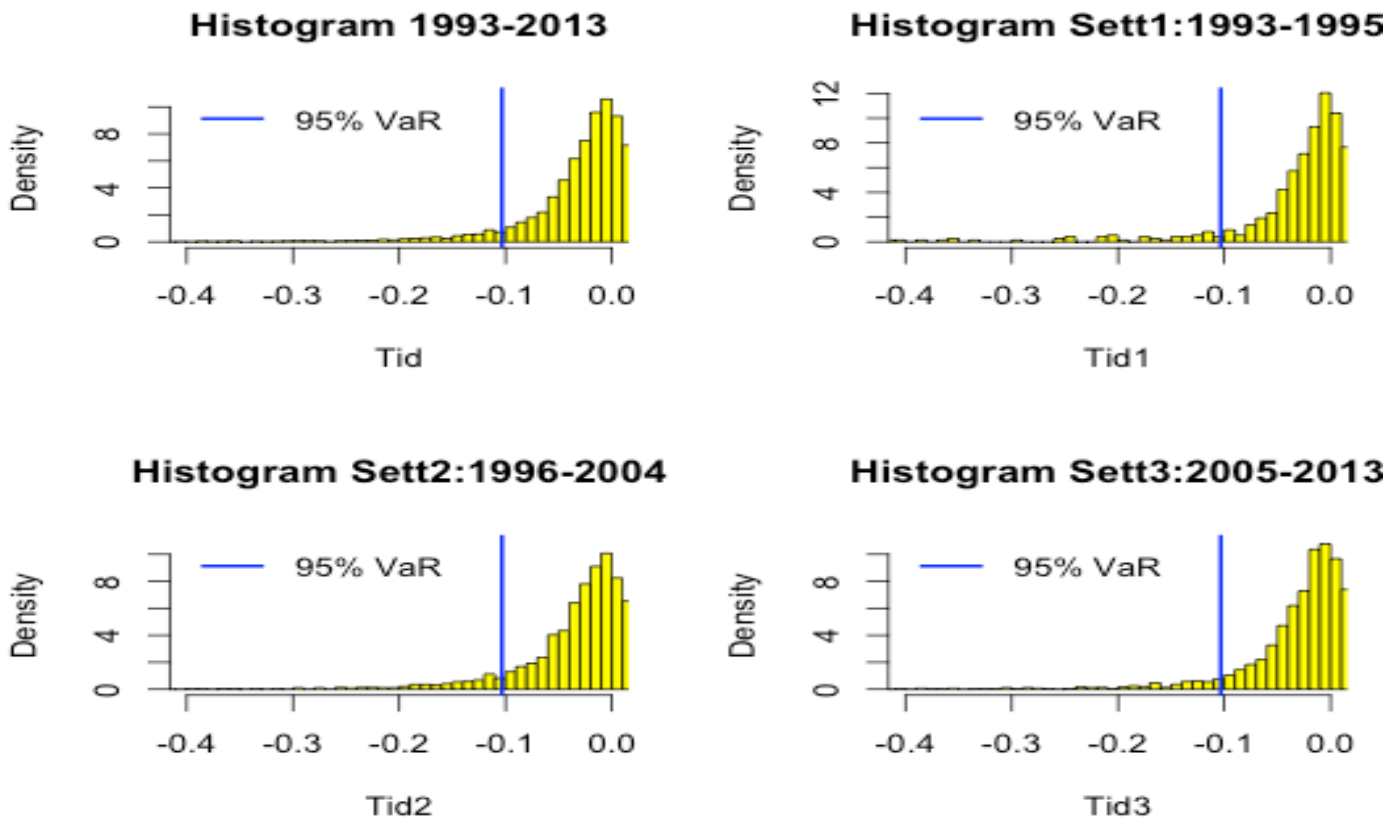
1.17 Eterspørsels elasticitet: Når en etterspørsel er elastisk vil det si at den har en vannrett prisutvikling (om man ser strengt på det vil det tilsa en fast pris). Mens en uelastisk etterspørsel tilsier en loddrett prisutvikling (om man ser strengt på det vil det si ett fast kvantum).

Appendiks 2: Figurer og grafer og tabeller

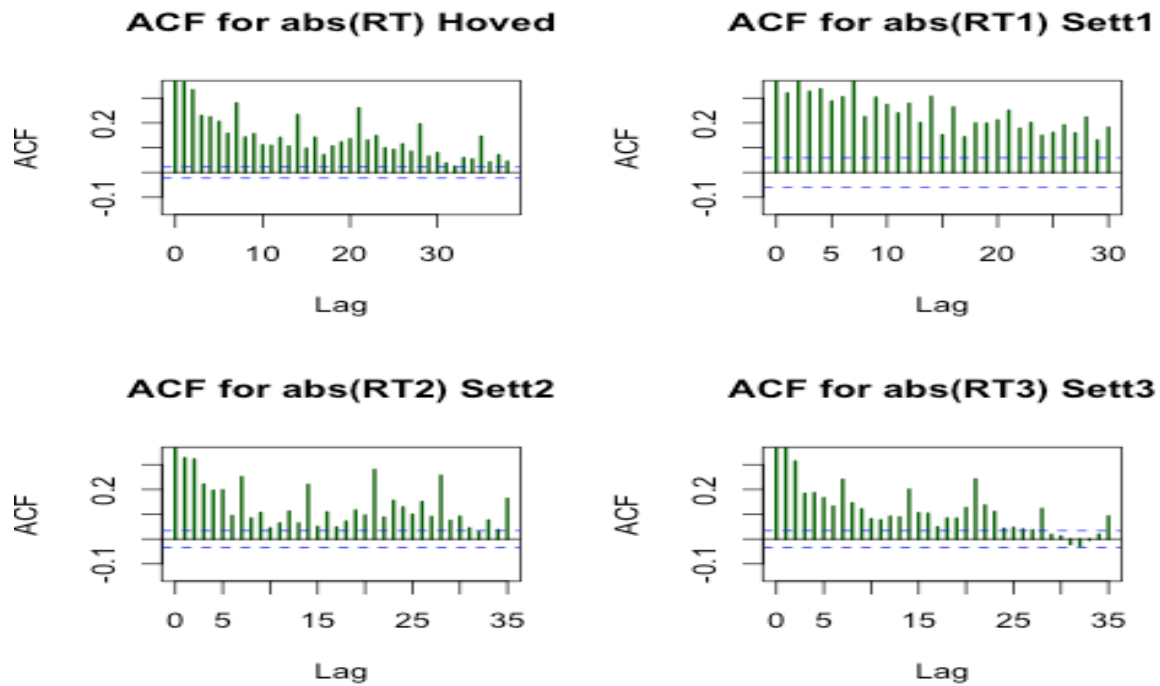
Figur 2.1: Årlig volatilitets plott for settene.



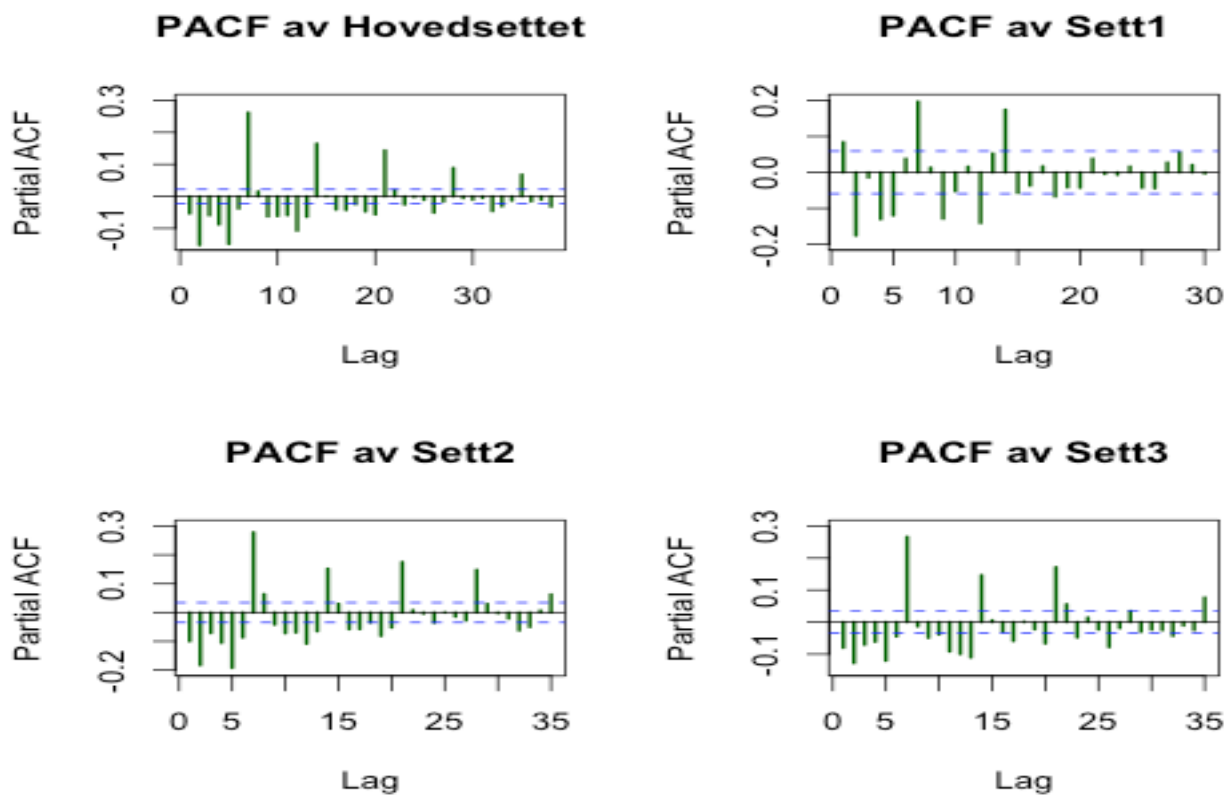
Figur 2.2 : Histogram med 95% VaR indikasjon



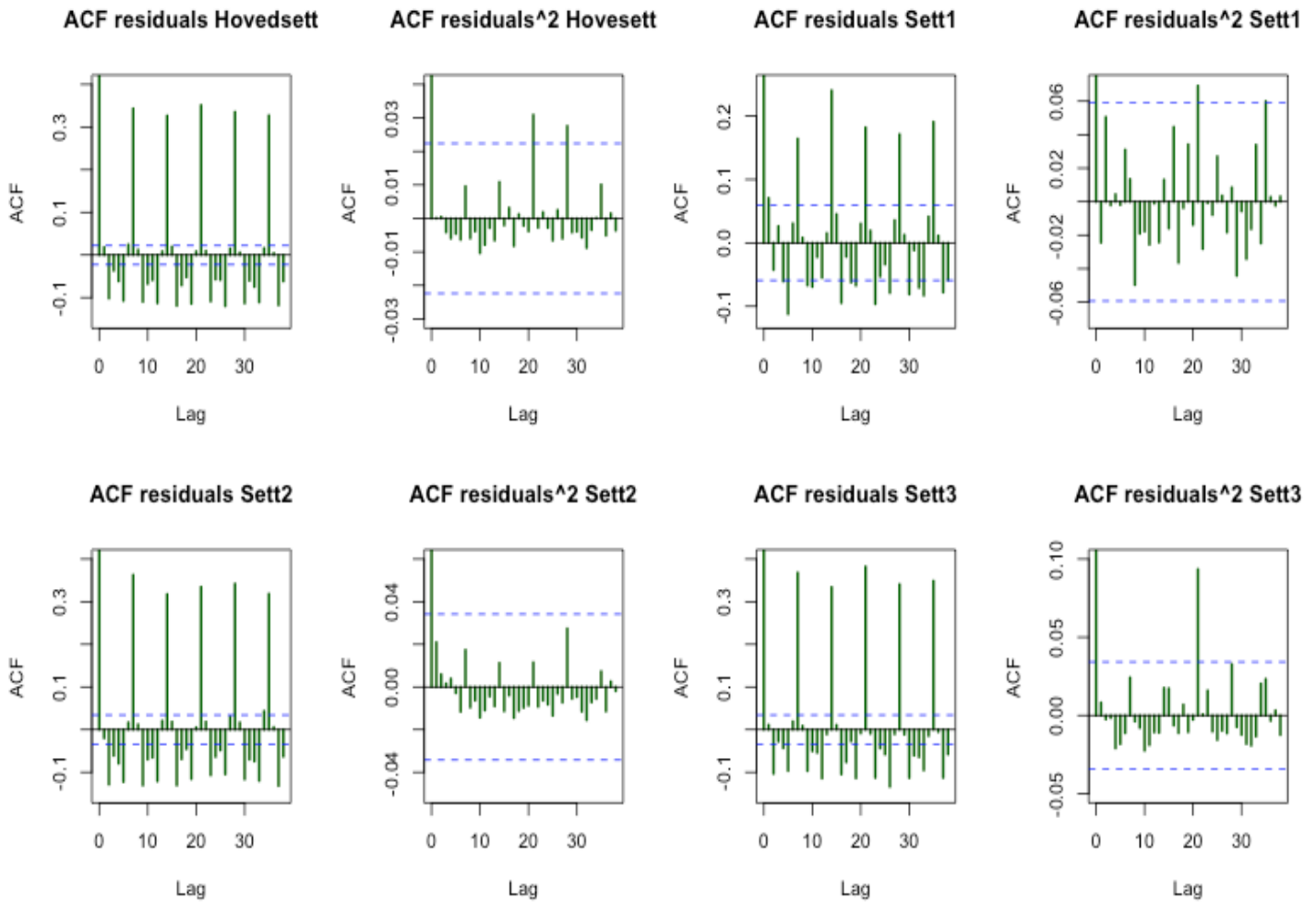
Figur 2.3 : ACF plott av absolutt verdiene til avkastningen til settene



Figur 2.4 : PACF for log avkastning til settene.

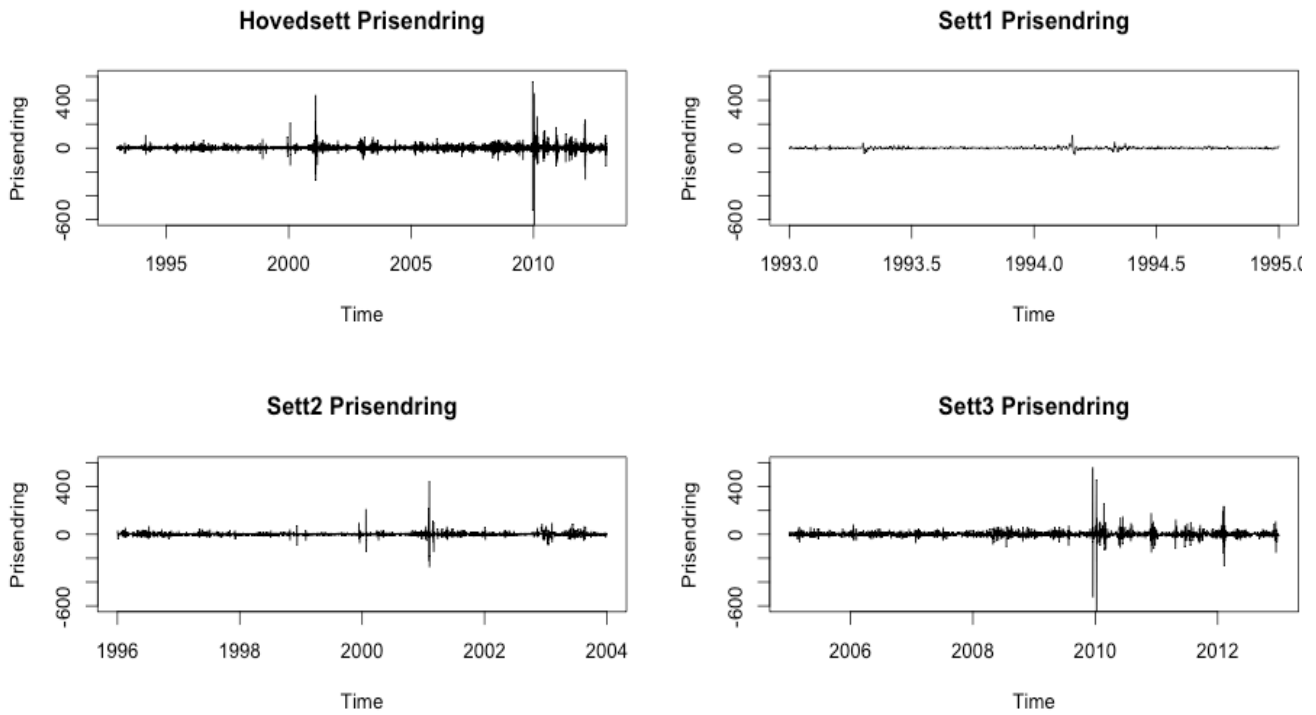


Figur 2.5 : ACF residual test og ACF kvadrert residualtest for GARCH(1,1) modellen.

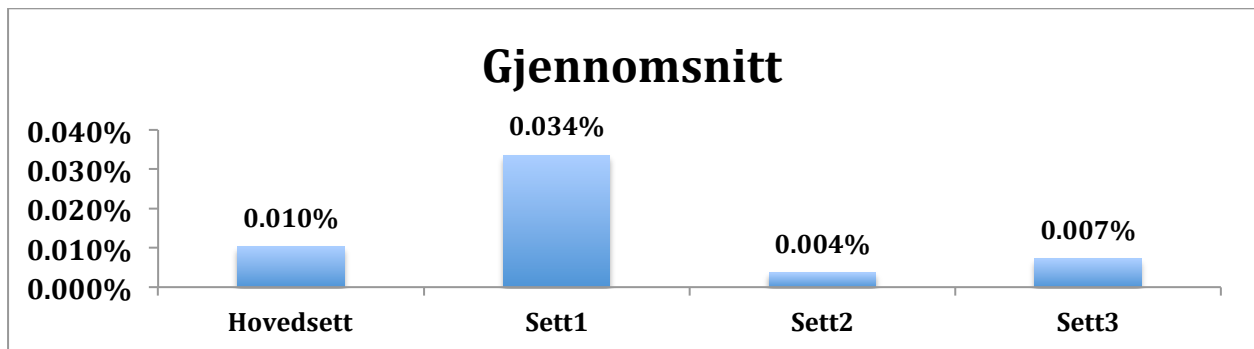


Residual test brukes for å sjekke GARCH modellen. Man er ute etter å finne hvordan modellen har håndtert sjokkene i markedet. Når man ser på kvadrert residuales noe som viser hvor vedvarende variansen er, altså hetroskedastisitet.

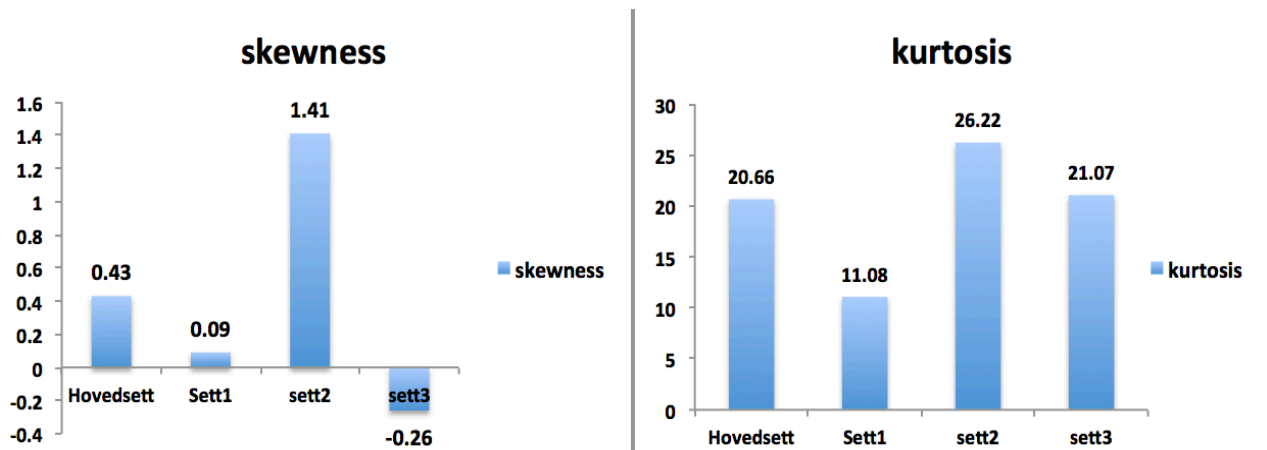
Figur 2.6: Ren prisendring for settene.



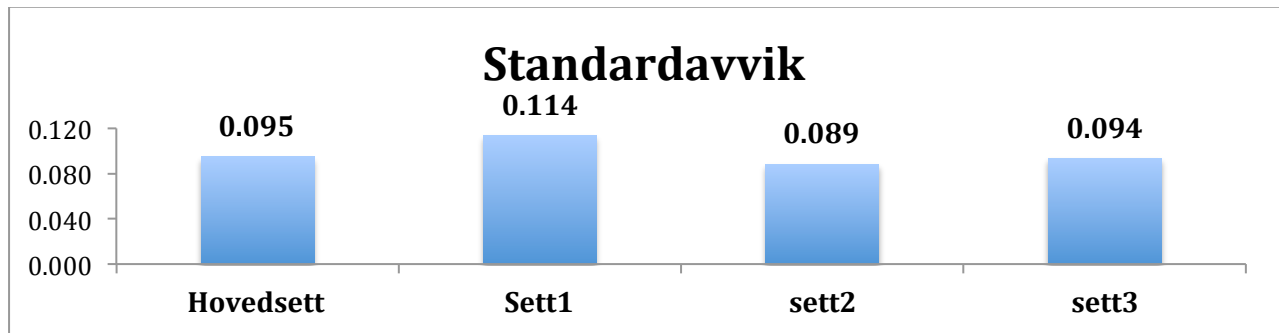
Figur 2.7 : gjennomsnitt for relativ prisendring i settene.



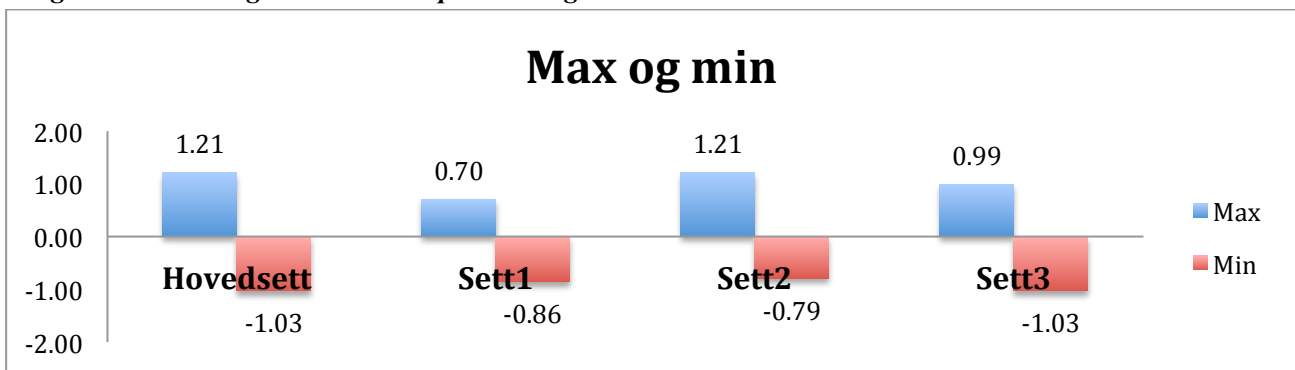
Figur 2.8: Skjevhet og kurtosis for relativ prisendring i settene.



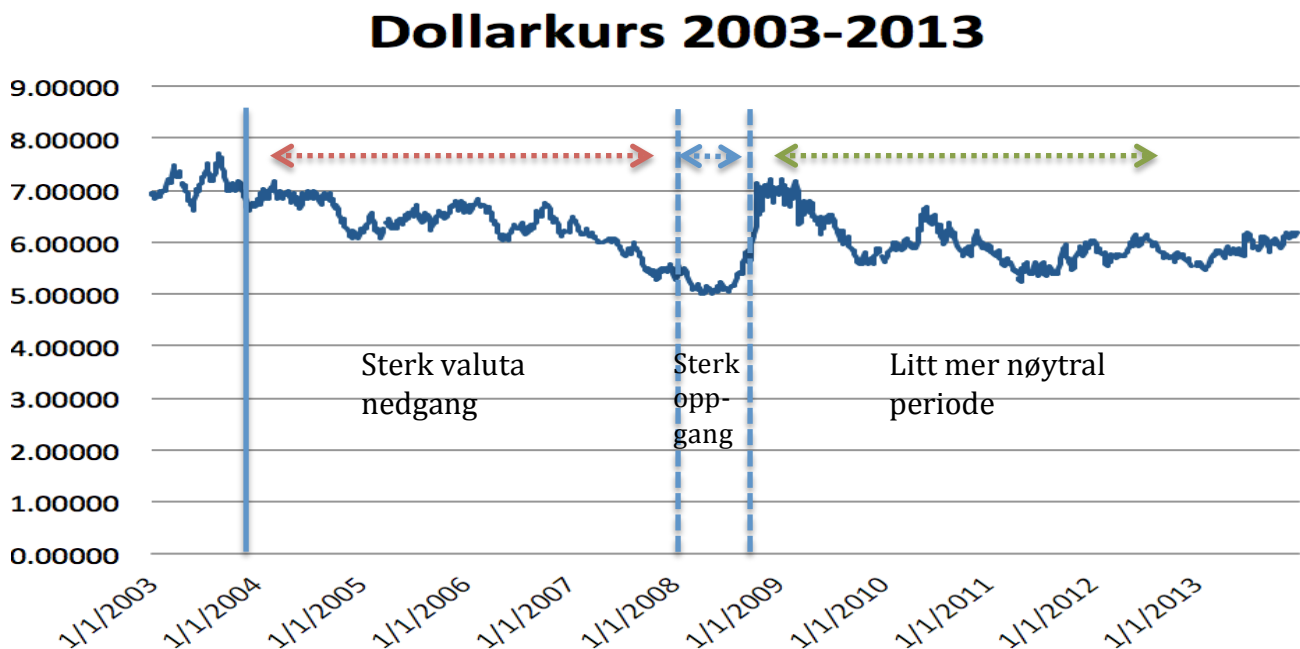
Figur 2.9: Standardavvik for relativ prisendring i settene.



Figur 2.10: Max og min til relativ prisendring



Figur:2.11 Dollarkurs 2003-2013



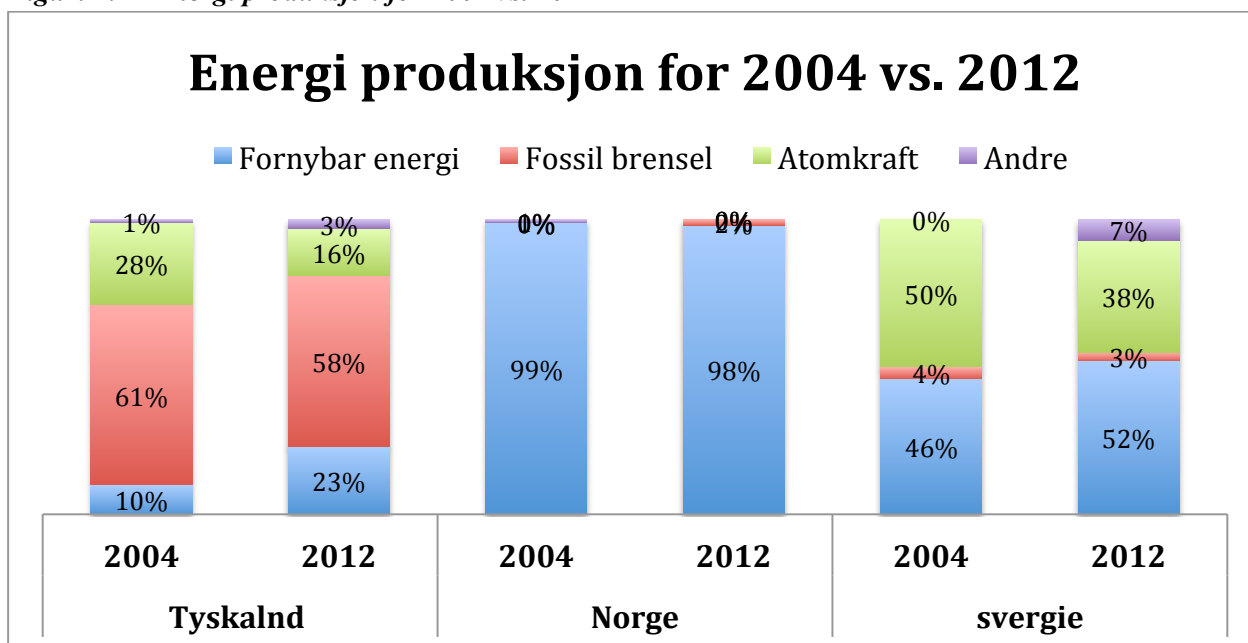
Figur 2.11 viser dollar utviklingen fra 2003-2013, der det er merket opp tre perioder. Der den første perioden viser en sterk nedgang i dollarkursen (2004-2008), mens den andre perioden (2008-2009) viser en sterk oppgang i dollarkursen, før den så i tredje perioden viser en ganske nøytral og litt mer stabil periode (2009-2013). Dollar kursen er tatt fra norges-bank.no.

Tabell 14: Energi produksjon i Tyskland, Norge og Sverige i 2004 og 2012

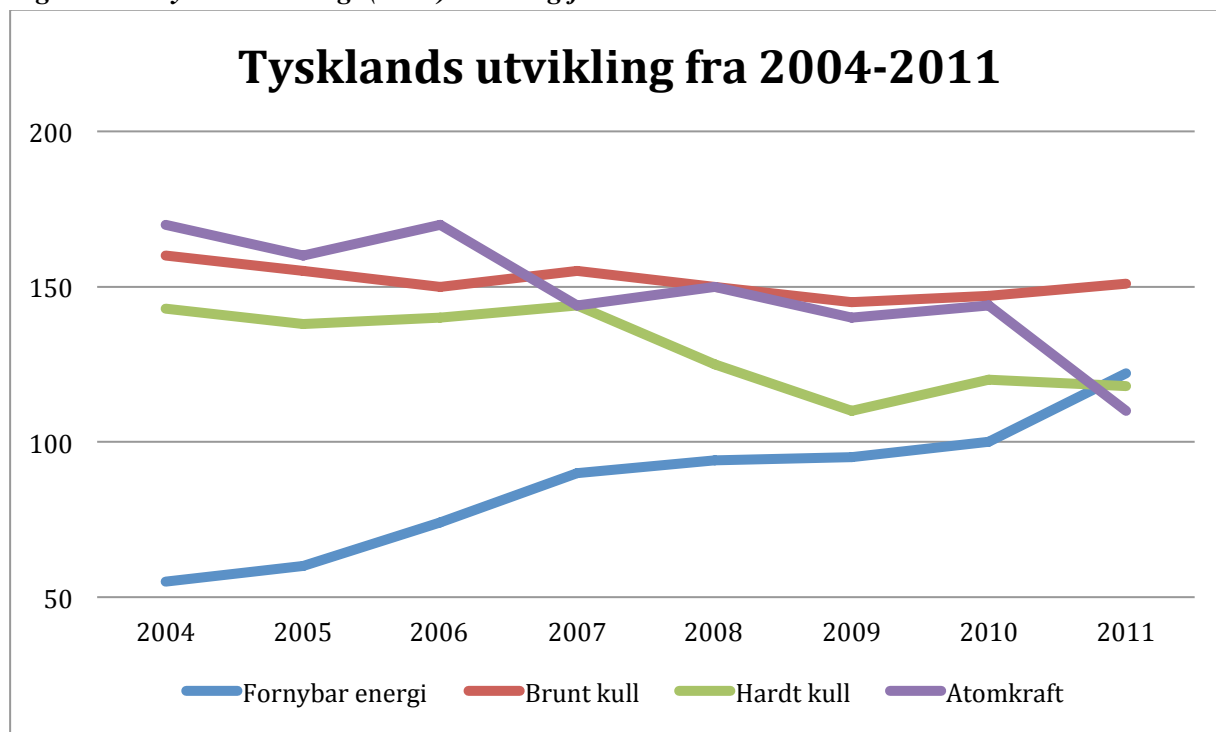
	Tyskland		Norge		Sverige	
	2004	2012	2004	2012	2004	2012
Fornybar energi	10%	23%	99%	98%	46%	52%
Vindenergi		8%	0%	1%	0%	4%
Vannenergi		4%	99%	97%	40%	48%
Bioenergi		6%			5%	
Solcelle		4%				
Søppel		1%			1%	
Fossil brensel	61%	58%	0%	2%	4%	3%
Kull	48%	45%			1%	
Olje	2%	1%			2%	
Natur gass	12%	12%			1%	
Atomkraft	28%	16%	0%	0%	50%	38%
Andre	1%	3%	1%	0%	0%	7%
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabell 14 har en fordeling av fornybar energi og fossil brensel. Tallene for Norge og Sverige er funnet på Nord Pool sine sider. Mens de Tyske tallene for 2012 er funnet på siden www.destatis.de og tallene for 2004 er funnet på siden (http://ec.europa.eu/energy/energy_policy/doc/factsheets/mix/mix_de_en.pdf)

Figur: 2.12 Energi produksjon for 2004 vs. 2012



Figur: 2.13 Tysklands energi (TWh) utvikling fra 2004-2011⁴⁹



⁴⁹ <http://www.renewableenergyworld.com/rea/news/article/2012/10/german-coal-fired-generation-of-electricity-falls-while-renewable-generation-rises>