

MASTEROPPGAVE

Handelshøyskolen ved HiOA

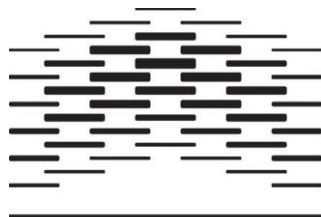
26. mai 2017



Ringvirkninger i energimarkedet

Ana Cojocararu og Monja Wenaas Myrann

Fakultet for samfunnsvitenskap



**HØGSKOLEN I OSLO
OG AKERSHUS**

Forord

Denne oppgaven er et avsluttende prosjekt på finansrettet masterstudium som ble skrevet våren 2017 ved Handelshøyskolen ved HiOA.

Arbeidet med denne oppgaven har vært veldig lærerikt og til tider et krevende prosjekt. Engasjementet og det store ønsket om å lykkes har hjulpet oss å løse utfordringene. Dette har gjort oss faglig sterkere og mer løsningsorienterte.

Vi vil takke vår veileder Øystein Strøm for konstruktive tilbakemeldinger og gode innspill underveis i arbeidet med oppgaven. I tillegg vil vi takke Nord Pool for tilgang til omfattende data på system- og områdepriser.

Ana Cojocar

Monja Wenaas Myrann

Sammendrag

I vår oppgave har vi tatt for oss ringvirkninger i energimarkedet. Data som ble brukt er daglige spotpriser, hvor vi ser på strøm-, olje-, kull- og gasspriser. Strømprisene er spot systempriser som er hentet fra Nord Pool. Oljeprisene er daglig Brent Crude spotpriser. Oljeprisene er sammen med kull- og gassprisene hentet fra Thomson Reuters. Tidsperioden vi har tatt for oss er fra midten av 2006 til slutten av 2016. Bruk av høyfrekvensdata og kvalitetssikrede kilder gir grunnlag for validitet i våre funn.

Olje-, kull- og gassprisene hadde en relativ lik trend i tidsperioden. Strømprisen er mer volatil enn de andre energikildene. Gitt lik trend og felles bruksområder for olje-, kull- og gasspriser, samt en bevisst avgrensning av oppgaven, ble bare olje- og systemprisen analysert. Norge er en liten, åpen petroleums-økonomi som skiller seg fra de andre nordiske landene ved å ha 99 prosent av kraftproduksjonen fra vannkraft. Dette var avgjørende for vår problemstilling om oljepriser kan ha ringvirkninger på systempriser. Hypotesen er at oljeprisen påvirker systemprisen. For å teste dette empirisk valgte vi å bruke en VARMA-BEKK-GARCH-modell. Basert på en standardmodell seleksjonskriterier er BEKK varianten utkonkurrert av andre GARCH-modellformer. Dette er med tanke på heteroskedastisitet som oppstår ved høyfrekvensdata som vi har brukt.

Formålet med oppgaven er å modellere volatiliteten i tidsseriene for olje- og systempriser. Videre kan man se hvilken vei ringvirkningene går. Vi forutsatte at oljeprisen er representativ for kull- og gasspriser i perioden. Denne konklusjonen var et resultat av en grundig analyse av tidsseriene. Vi brukte en Granger-kausaltetstest for å kunne kartlegge hvilken vei kausaliteten går. Videre brukte vi Perron-Yabu bruddtest for å fange opp signifikante endogene strukturelle brudd. Dette ble gjort for å se om ringvirkningseffektene endrer seg når vi deler i underperioder.

Resultatene tilsier at dersom man ikke tar hensyn til strukturelle brudd vil vi få færre signifikante verdier relatert til tidligere sjokk som påvirker dagens prisendringer. En mulig årsak er at positive og negative sjokk går mot hverandre når man ser på hele perioden. Ved å se på periodene før og etter oljeprisfallet i 2008 og 2014 observerer vi flere signifikante koeffisienter. I periodene før oljeprisfallene vil tidligere volatilitet i oljepris påvirke dagens strømprisendringer. Dette gjelder ikke etter et fall i oljeprisen, hvor dagens strømpriser påvirkes av tidligere sjokk og volatilitet i eget marked. Vi kan konkludere med at i periodene

før oljeprisen faller kraftig vil en oljenasjon som Norge ha kraftpriser som til en viss grad påvirkes av oljeprisen. Grunnen til dette kan være at norsk økonomi påvirkes av globale faktorer som står bak utviklingen i oljeprisen. Resultatene viser dermed at vår hypotese blir bekreftet.

Summary

In this thesis we have analyzed spillover effects in the energy market. Data used is daily electricity, oil, coal and gas spot prices. Power prices are spot system prices that are obtained from Nord Pool. Oil prices are daily Brent Crude spot prices. Oil prices, together with coal and gas prices, are obtained from Thomson Reuters. The period is from mid 2006 to the end of 2016. Validity in our findings is provided based on use of high-frequency data and quality-assured sources.

Oil, coal and gas prices had a relatively similar trend. The power price series are more volatile than other energy sources. In order to deliberate delimitation of the thesis, given same trend and common use for oil, coal and gas, the analysis was based solely on oil and system prices. Norway is a small, open petroleum-economy that stands out from the other Nordic countries by having 99 percent of its power production from hydroelectric power. This led us to our topic question whether oil prices could have spillover effects on system prices. The hypothesis is that oil prices affect system prices. To test this empirically, we chose to use a VARMA-BEKK-GARCH-model. Based on standard model selection criteria, the BEKK variant is outperformed by other GARCH-models. This is because of heteroscedasticity that occurs at high-frequency data that we have used.

The purpose of the assignment is to model the volatility in the time series for oil and system prices. In addition, observe which way the spillover effects are going. We assumed that oil prices are representative of coal and gas prices. This conclusion was the result of an in-depth analysis of the time series. We used a Granger causality test to map out which way the causality goes. Furthermore, we used Perron-Yabu breaks test to capture significant endogenous structural breaks. This was done to see if the spillover effects change when we divide into sub periods.

The results indicate that if structural breaks are not taken into account, we will have fewer significant values. One possible reason is that positive and negative shocks cancel each other out. By looking at the periods before and after the oil price drop in 2008 and 2014 we observe several significant coefficients. In the periods before the oil price drop, previous volatility in oil prices will affect current electricity price changes. This does not apply in the period after a drop in oil prices, where current electricity prices are affected by previous shocks and

volatility in their own market. We can conclude that in the period before the oil price drop, an oil nation like Norway will have power prices that to a certain extent will be affected by oil prices. The reason for this may be that the Norwegian economy is affected by global factors that cause developments in oil prices. The results confirm our hypothesis.

Innholdsfortegnelse

1. Innledning	11
1.1 Oppgavens struktur.....	11
2. Tidligere forskning	12
3. Energimarkedene	17
3.1 DET NORDISKE KRAFTMARKEDET (NORD POOL).....	17
3.1.1 Organisering av kraftmarkedet.....	17
3.1.2 Nord Pools markeder.....	17
3.1.3 Integrert kraftmarked i Europa	18
3.1.4 Faktorer som påvirker strømpriser	19
3.2 OLJEMARKEDET	21
3.2.1 Tilbud og etterspørsel av olje	21
3.2.2 OPECs innflytelse på markedet.....	22
3.2.3 Brent Crude olje	23
3.3 KULLMARKEDET	25
3.3.1 Indekser	26
3.4 GASSMARKEDET	28
3.4.1 Bruksområder for naturgass.....	29
3.5 VALUTAMARKEDET	30
3.5.1 Valuta og energimarkedene.....	30
4. Data og deskriptiv statistikk.....	32
4.1 DATA.....	32
4.2 DESKRIPTIV STATISTIKK.....	33
4.2.1 Volatilitet.....	33
4.2.2 Skjevhet.....	34
4.2.3 Kurtose.....	35
4.2.4 Jarque-Bera normalitetstest	36
4.2.5 Korrelasjon.....	37
4.2.6 Grangers kausalitetstest	37
4.3 TIDSSERIE.....	39
4.3.1 Stasjonærhet	40
4.3.2 Autokorrelasjon	42
4.3.3 ARCH-effekter	43
4.4 STRUKTURELLE BRUDD.....	44
4.5 OPPSUMMERING	45
5. Metodekapittel	46
5.1 AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (ARMA) MODELL	46
5.1.1 Autoregressiv (AR) modell.....	46
5.1.2 Glidende gjennomsnitt ("moving average"- MA) modell	47
5.1.3 ARMA(p, q)-modell	47

5.2	STOKASTISKE VOLATILITETSMODELLER	48
5.2.1	<i>Autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH)</i>	49
5.2.2	<i>Generalized ARCH (GARCH)</i>	50
5.2.3	<i>Multivariat GARCH</i>	50
5.3	MODELLEN	51
5.3.1	<i>VARMA(1,1) – Betinget gjennomsnittsligning</i>	51
5.3.2	<i>BEKK-GARCH(1,1) - Betinget variansligning</i>	52
5.3.3	<i>Modellens koeffisienter</i>	53
6.	Resultater og tolkning	54
6.1	PERIODEN 2006 TIL 2016	54
6.1.1	<i>Inndeling i underperioder</i>	55
6.2	FØR OG ETTER 2008	57
6.2.1	<i>VARMA</i>	57
6.2.2	<i>BEKK-GARCH</i>	58
6.3	FØR OG ETTER 2014	58
6.3.1	<i>VARMA</i>	59
6.3.2	<i>BEKK-GARCH</i>	59
6.4	ROBUSTHETSTEST VED ENDOGENE STRUKTURELLE BRUDD TIL SYSTEMPRISEN	59
7.	Oppsummering	61
7.1.1	<i>Konklusjon</i>	61
7.1.2	<i>Videre forskning</i>	62
8.	Referanser	63

Figurliste

Figur 1.	<i>Spotprisområde per 2017 (Kilde: (Nord Pool, 2017))</i>	18
Figur 2.	<i>Hvor Nord Pool opererer (Kilde: (NordPool, 2015))</i>	19
Figur 3.	<i>Produksjon og konsum av olje i de ulike verdensdelene (Kilder: (BP, 2016))</i>	21
Figur 4.	<i>Største oljeprodusentene i 2015 (Kilde: (BP, 2016))</i>	23
Figur 5.	<i>Brent Crude spot pris 2006-2016</i>	24
Figur 6.	<i>Verdenskonsum av ulike energikilder (Kilde:(BP, 2016))</i>	24
Figur 7.	<i>Utvikling ulike kullprisindekser (Kilde:(BP, 2016))</i>	25
Figur 8.	<i>Andel eksportert naturgass (Kilde:(SSB) foreløpig 2016 tall)</i>	28
Figur 9.	<i>Historisk USD/EUR 2006-2016</i>	30
Figur 10.	<i>Historisk utvikling systempris i norske kroner og euro per MWh</i>	31

Figur 11. <i>Historisk utvikling EUR/NOK og USD/NOK</i>	31
Figur 12. <i>Historisk relative priser 2006-2016</i>	34
Figur 13. <i>Histogram relative priser 2006-2016</i>	34
Figur 14. <i>Negativ og positiv skjevhetsfordeling</i>	35
Figur 15. <i>Endogene strukturelle brudd for faktiske priser inkludert konfidensintervaller</i>	45
Figur 16. <i>Sammenheng ARMA-modell</i>	47
Figur 17. <i>Olje- og systempris med strukturelle bruddene til oljeprisen</i>	55
Figur 18. <i>Historisk utvikling energikildene</i>	66
Figur 19. <i>Sammenligning av norsk områdepris og systempris</i>	66
Figur 20. <i>Historisk utvikling EUR/NOK og systempris</i>	67

Tabeller

Tabell 1. <i>Deskriptiv statistikk</i>	33
Tabell 2. <i>Korrelasjonsmatrise relative priser 2006-2016</i>	37
Tabell 3. <i>Granger kausalitet ved relative priser lag 1 hvor x Granger-kausalisierer y.</i>	39
Tabell 4. <i>Kritiske verdier DF og ADF tester (Brooks, 2008)</i>	41
Tabell 5. <i>Modellens koeffisienter</i>	53
Tabell 6. <i>Resultater VARMA(1,1)-BEKK-GARCH(1,1) 2006-2016</i>	54
Tabell 7. <i>Strukturelle brudd – Oljepris</i>	56
Tabell 8. <i>Konfidensintervallene til strukturelle bruddene til oljeprisen</i>	56
Tabell 9. <i>Resultater før & etter 2008</i>	57
Tabell 10. <i>Resultater før og etter 2014</i>	58
Tabell 11. <i>Resultater med endogene strukturelle brudd til systemprisen</i>	60
Tabell 13. <i>Strukturelle brudd - Systempris</i>	66
Tabell 14. <i>Strukturelle brudd - Gasspris</i>	67
Tabell 15. <i>Strukturelle brudd - Kullpris</i>	67
Tabell 16. <i>Resultater med oljeprisens strukturelle brudd</i>	68

Formler

Formel 1. GARCH	13
Formel 2. Skjevhet	35
Formel 3. Kurtose.....	36
Formel 4. Jarque Bera Test (JB).....	36
Formel 5. Korrelasjon	37
Formel 6. Dickey Fuller (DF) formel.....	40
Formel 7. Utvidet Dickey Fuller (ADF) formel.....	41
Formel 8. Autokorrelasjon	42
Formel 9. Ljung-box test.....	42
Formel 10. ARCH-effekter	43
Formel 11. AR - Autoregressiv	46
Formel 12. MA - Glidende gjennomsnitt.....	47
Formel 13. ARCH	49
Formel 14. Multivariat GARCH	51
Formel 15. VARMA(1,1).....	51
Formel 16. BEKK-GARCH(1,1)	52

1. Innledning

I denne oppgaven undersøker vi ringvirkninger i energimarkedet. Vi har vært i kontakt med Nord Pool og fått omfattende data for system- og områdepriser i både Norge, Sverige, Danmark og Finland. Det viste seg at strømprisene ikke kan ses adskilt fra andre energikilder som olje, kull og gass. Vi hentet dermed olje-, kull-, og gasspriser fra Thomson Reuters sin database. Ved å gjøre en grundig analyse av energimarkedet og hvordan ulike faktorer påvirker prisene fant vi ut at prisene ser ut til å påvirke hverandre. Grunnen til dette kan være at flere energikilder kan være komplementær eller substitutter. Siden Norge er en oljenasjon ønsket vi å se på om oljeprisen påvirker systemprisen. Problemstillingen vi kom frem til er som følger:

Vil oljeprisens volatilitet og sjokk være med på å påvirke dagens systempris ved en ringvirkningseffekt?

Hypotesen vår er at oljeprisen påvirker systemprisen. For å besvare problemstillingen har vi brukt en VARMA-BEKK-GARCH-modell (McAleer, Hoti & Chan, 2009), som viste seg å være egnet til brukt data og forskningsområde. I tillegg har vi valgt å dele tidsperioden inn i endogene bestemte perioder ved bruk av Perron-Yabu bruddtest (Jushan Bai & Perron, 1998). Temaet for oppgaven er dagsaktuelt for norsk næringsliv og i tillegg lite forsket på. Dette har dermed vært motivasjonen for vår oppgave.

1.1 Oppgavens struktur

I det neste kapitlet har vi tatt for oss tidligere forskning. Vi vil ta utgangspunkt i forskningsartikler som har studert energimarkedet ved hjelp av liknende modeller.

Kapittel 3 vil ta for seg de ulike energimarkedene. Data og deskriptiv statistikk kommer i kapittel 4. I denne delen vil vi analysere skjevhet og kurtose, samt undersøke ulike egenskaper til tidsseriene. Granger kausalitet og endogene strukturelle brudd blir forklart avslutningsvis.

Vi vil ha en grundig gjennomgang av modellen i kapittel 5. Videre vil vi i kapittel 6 gå gjennom resultater og tolkning. Oppgaven avsluttes med en konklusjon og forslag til videre forskning i kapittel 7.

2. Tidligere forskning

Finansielle data kan ha en del egenskaper som ikke kan fanges opp av en lineær modell.

GARCH-modeller¹ kan gjøre oss i bedre stand til å modellere disse egenskapene. Eksempler på disse egenskapene kan være

- «Leptokurtose»: Fordelingen for finansielle avkastninger har en tendens til å ha store haler og flere observasjoner sentrert rundt forventningen. En fordeling med store haler betyr at det er en større sannsynlighet for å observere ekstremverdier. I tradisjonell finansiell teori antas som oftest en normalfordelt avkastning. Dette har ikke alltid vist seg å være tilfelle og har blitt bekreftet av blant annet Andersen, Bollerslev, Diebold og Ebens (2001).
- «Volatilitetsklumping»: Volatilitet i finansielle aktiva har en tendens til å komme i perioder. En periode med høy volatilitet er som regel etterfulgt av en periode med høy volatilitet. Det motsatt gjelder for perioder med lav volatilitet. Volatilitetsklumping vil beskrives bedre av ARCH/GARCH-modeller enn ved andre ikke-lineære modeller.
- «Leverage effects»: I en periode med et høyt prisfall er det en tendens at volatiliteten blir høyere, enn i en periode med høy prisstigning. Denne sammenhengen er beskrevet av flere akademikere, blant annet Christie (1982).
- «Lang hukommelse»: Effekten av et volatilitetssjokk har en tendens til å forsvinne sakte. Dette fører til at vi får problemer med autokorrelasjon. «Lang hukommelse» kan dermed gjøre oss i stand til å predikere fremtidige avkastninger. Hypotesen om markedseffisiens brytes i dette tilfellet. I følge Fama (1991) skal all tilgjengelig informasjon reflekteres i prisene.

Ved å bruke modeller hvor man antar at variansen i feilledet ikke er konstant vil man være i stand til å fange opp egenskapene over. I følge Brooks (2008) har det ofte vist seg at en GARCH-modell er i god stand til å fange opp volatilitetsklumping og andre egenskaper til en tidsserie. GARCH lar tidligere ledd avhenge av den betingede variansen og modellen på enkleste form er følgende:

¹ GARCH - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (1.0)$$

hvor u er feilledet, σ^2 er variansen, t er perioden og $\alpha_0, \alpha_1, \beta_1$ er koeffisienter.

Tidsskriftet Energy Economics nevnte i en redaksjonell note at i senere tid har det blitt mer nødvendig å bruke høyfrekvensdata og at stasjonæritet ikke kan undervurderes når det gjelder forskning innenfor energiøkonometri.

Narayan og Liu (2015) foreslo en GARCH-basert unit root test for energiprissier. Ved unit root er tidsserien ikke-stasjonær. Det vil si at tidsserien vandrer bort fra gjennomsnittet og krysser sjeldent gjennomsnittsverdien. Forfatterne gjorde rede for en GARCH-modell som er såpass fleksibel at den tar hensyn til trendvariabler, endogene strukturelle brudd og heteroskedastiske dataserier. Deres bidrag har kommet med to hovedfunn. Først viser de at trendbasert GARCH unit root modell gir bedre resultater enn en GARCH-modell uten trend. Videre viser de ved å åpne for trender og strukturelle brudd at nullhypotesen om unit root forkastes. Deres motivasjon for å lage denne modellen var ulike spesifikasjoner i energimarkedet. Tidsseriene i dette markedet har alltid vært karakterisert av en tidstrend, men det var ingen som hadde utviklet en modell med hensyn til dette. Under et slikt forskningsprosjekt er det viktig å være klar over at ulike typer data må behandles forskjellig. Det oppfordres generelt å bruke høyfrekvensdata når man gjør analyser i energimarkedet. Deres modell tar høyde for heteroskedastisitet som er en bieffekt ved bruk av høyfrekvensdata. Denne modellen er en trend-GARCH(1,1) unit root modell med to endogene strukturelle brudd. Det finnes ulike varianter av GARCH-modellen, blant annet AGARCH, DCC-GARCH og CCC-GARCH som vi vil komme nærmere tilbake til senere. McAleer et al. (2009) utviklet VARMA-AGARCH² som har vært utgangspunkt for vår oppgave. Det vil bli gjort en grundig gjennomgang av denne modellen i kapittel 5.3.

Salisu og Oloko (2015) har også brukt denne modellen for å undersøke sammenhengen mellom oljepriser (West Texas Intermediate (WTI) og Brent Crude) og det amerikanske aksjemarkedet (S&P). VARMA-AGARCH-modellen i denne artikkelen er spesifisert med et BEKK³ element. VARMA-BEKK-AGARCH-modellen gjør det mulig å estimere avkastning, volatilitet og ringvirkningssjokk, samt asymmetriske effekter. I motsetning til CCC

² VARMA-AGARCH - Vector Autoregressive Moving Average-Asymmetric Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

³ BEKK - Baba, Engle, Kraft og Kroner. Etter forfatterne som utledet modellen i 1991.

(«Constant Conditional Correlation» - konstant betinget korrelasjon) og DCC («Dynamic Conditional Correlation» - dynamisk betinget korrelasjon) som bare fanger opp asymmetriske effekter i sitt eget marked, får denne modellen med de asymmetriske effektene både for eget- og kryssetmarkedet. Salisu og Oloko (2015) har sammenliknet BEKK resultatene med CCC-GARCH og DCC-GARCH variantene for å teste robustheten på funnene.

Videre har Salisu og Oloko (2015) inkludert strukturelle endogene trendperioder basert på Perron unit root test. Dette er gjort fordi finansielle tidsserier ofte er utsatt for tilfeldig vandring. Det innebærer at sannsynligheten for at avkastningen er positiv eller negativ er like stor og at tidsserien kan avvike sterkt fra gjennomsnittet. I denne artikkelen estimerte de en VARMA(1,1)-BEKK-AGARCH(1,1)-modell mot CCC og DCC varianter av McAleer et al. (2009). Modellen var satt opp av en betinget gjennomsnittsligning («conditional mean equation») og en betinget variansligning («conditional variance equation»), som ser på hvordan tidligere sjokk og volatilitet påvirker nåværende endringer. Resultatene bekrefter statistisk signifikante ringvirkninger fra det amerikanske aksjemarked til oljemarkedet og et toveis ringvirkningssjokk mellom disse markedene. Det innebærer at utviklingen i aksjemarkedet er med på å påvirke endringer i oljemarkedet. I tillegg fant de signifikante asymmetriske sjokk i begge markedene.

Sun og Shi (2015) har forsket på brudd, trender og unit root i spotpris for Brent Crude olje og petroleumprodukter. De ulike tidsseriens egenskaper gir innblikk i hvordan man kan modellere og predikere energipriser. I denne artikkelen ble det brukt blant annet Perron-Yabu test og Kim-Perron unit root test. Vi vil gå dypere inn på hvordan Perron-Yabu testen er utledet i kapittel 4. De konkluderer med at ulike politiske tiltak for å stabilisere oljeprisen har en kortsiktig effekt. På langt sikt vil prisstabiliserende politikk, som prissetting eller produksjonskvoter anses som unødvendige. Dette er som følge av at trendene i energiprisene bestemmes av langsiktige markedsmekanismer. I deres artikkel blir det nevnt at ulike og kontroversielle funn på samme forskningsområde er opphevet av ulike typer data og ulike modeller som brukes. Dermed har vi valgt å bruke høyfrekvensdata og anerkjente modeller slik at våre funn skal ha høy validitetsgrad.

Solibakke (2002) har forsøkt å estimere gjennomsnitt- og volatilitetskarakteristikk av det Nordiske elektrisitetsmarkedet ved bruk av en ARMA-GARCH-in-mean lag-spesifisert modell. Modellen består av lag-spesifisert ARMA som modellerer gjennomsnittet og lag-spesifisert GARCH som modellerer volatilitetsprosessen. Lag betyr etterslep i en tidsserie.

Det vil si at dersom man ønsker å se på et datasett med 1 lag, betyr det at man ettersleper en periode. I tillegg består modellen av in-mean spesifikasjon som modellerer residual gjennomsnittsriskoeffektene. Motivasjonen for deres forskningsprosjekt er å analysere gjennomsnittet og volatilitetsdynamikken i en univariat estimeringskontekst som kontrollerer for konsummønstre og volatilitetsklumping. Denne baseres på utviklingen i tidsserien som viser et konsumdrevet gjennomsnitt og høy volatilitet som endres veldig ofte. Videre har volatiliteten en tendens til å komme tilbake til gjennomsnittet («mean reverting volatility»). På denne måten skiller strømmarkedet seg ut. Det gir mulighet for en bedre analyse og forståelse av gjennomsnitt- og varianskarakteristikk i dette markedet.

Solibakke (2002) sitt hovedfunn er at tidligere sjokk-effekter (ARCH) er høyere og mer persistente enn tidligere volatilitetseffekter (GARCH). Denne persistensen kan vare opp til 15 dager. I tillegg til dette viser det seg at ved ekstremt lave prisnivåer, som vanligvis oppstår i sommertidene, er volatiliteten veldig høy. Dette fører til store utfordringer for å opprettholde optimalt produksjonsnivå. Det motsatte er tilfellet ved høye prisregimer som har som mål å utnytte ledig kapasitet. Kort oppsummert vil lav strømpris ha høyere innvirkning på volatiliteten enn høy strømpris.

Lucia og Schwartz (2002) har sett på hvor viktig sesongvariasjoner og regelmessige mønstre er for strømprisen, samt deres implikasjoner for dannelsen av derivatpriser i strømmarkedet. De påpeker blant annet at strømprisene er veldig volatile. Årsvolatiliteten er nærmest 189 % basert på standardavvik mål. Til tross for at det finnes en signifikant forskjell på volatiliteten basert på varme eller kalde årstider, viser det seg at varme temperaturer medfører dobbelt så høy volatilitet i strømpriser enn i kalde årstider. Dette er i tråd med funnene til Solibakke (2002). Metoden som brukes er en- og to-faktor-modell som implementeres både på spotpriser og log spotpriser. Denne metoden brukes også for å analysere futures/forwardskontrakter. De konkluderer med at sesongvariasjoner og regelmessige mønstre i strømprisen har stor påvirkning på futures/forward kontraktsprisen.

Tidligere forskning har kartlagt hvilke faktorer som påvirker strømmarkedet, samt kartlagt strømprisens egenskaper. Det har blitt gjort forskning på trender og strukturelle brudd til ulike typer olje. I tillegg har det blitt undersøkt ringvirkningseffekter mellom oljeprisen og det amerikanske aksjemarkedet. For Norge vil både oljemarkedet og strømmarkedet være viktige energimarkeder, som ikke kan sees adskilt fra hverandre. Tidligere forskning har sett på disse

markedene hver for seg. Vårt forskningsbidrag vil være å finne ringvirkningene mellom disse markedene.

3. Energimarkedene

I dette kapitlet vil vi beskrive de ulike energimarkedene. Først vil vi ha en grundig gjennomgang av strømmarkedet. Videre vil vi forklare oljemarkedets påvirkning på verdensøkonomien og hvorfor vi har valgt Brent Crude olje. Til slutt en gjennomgang av kull-, gass- og valutamarkedet.

3.1 Det nordiske kraftmarkedet (Nord Pool)

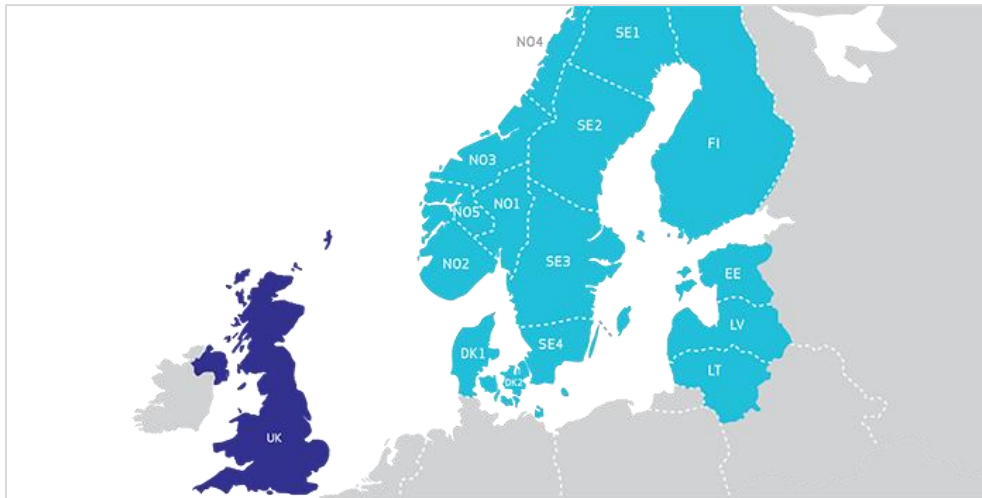
3.1.1 Organisering av kraftmarkedet

I Norge står vannkraft for 99 prosent av kraftproduksjonen. Denne kraften er regulerbar og har åpnet for nye muligheter ved deregulering. Norge var det første landet som deregulerte kraftmarkedet sitt for å øke konkurransen og redusere dødvektstapet ved monopolmaktutnyttelse. Energiloven som ble utarbeidet i 1990 la grunnlaget for dereguleringen i andre nordiske land. Statkraftverkene deles i to som følge av dette. Statkraft SF fortsetter med den konkurransebaserte produksjonen av kraft og Statnett SF driver monopolbasert overføring av kraft og får med dette det nasjonale systemansvaret. Etter dereguleringen ble rammeverket for Nord Pool lagt i 1995. Året etter ble det svenske kraftmarkedet integrert med det norske kraftmarkedet. Få år etter ble Danmark og Finland inkludert i markedet. I dag er også Estland, Litauen og Latvia med i Nord Pool.

3.1.2 Nord Pools markeder

I dag handler 380 kunder fra 20 land i Nord Pool markedene. Kundene er i hovedsak produsenter, leverandører og tradere. Nord Pool opererer med to markeder. I det fysiske markedet skjer den fysiske handelen av kraft. Dette markedet er igjen organisert i to markeder, Elspot og Elbas. Elspot er en-dag-frem levering av fysisk kraft. Det blir gjort på det felles nordiske markedet time-for-time det neste døgnet. Hovedfaktoren for å fastsette time-for-time prisen er tilbud og etterspørsel, men overføringskapasitet spiller også en rolle. Det kan oppstå flaskehals der strømforbindelsene er koblet sammen, dersom store mengder må overføres for å møte etterspørsel. Områdepriser er utarbeidet for å avlaste denne overbelastningen. Med andre ord, ved begrenset overføringskapasitet blir prisen økt i de berørte områdene for å redusere etterspørselen. Figur 1 viser en oversikt over områdene. Norge opererer i dag med fem ulike områder i Oslo, Kristiansand, Tromsø, Trondheim og Bergen. Sverige er delt inn i fire med Stockholm, Malmø, Luleå og Sundsvall. Danmark er delt i Vest-Danmark og Øst-Danmark. Finland, Estland, Litauen og Latvia er ikke delt opp i

områder. Elbas gjelder krafthandel i Sverige, Finland, Danmark og Tyskland. På dette markedet er det kontinuerlig fysisk krafthandel med timeskontrakter.



Figur 1. Spotprisområde per 2017 (Kilde: (Nord Pool, 2017))

Systemprisen er den gjennomsnittlige spotprisen for alle de nordiske landene og dermed referanseprisen for markedet. Ved å se på gjennomsnittlig områdepris i Norge mot systemprisen i perioden er det små forskjeller mellom prisseriene⁴. Videre i oppgaven vil vi dermed ta utgangspunkt i systemprisen.

Det andre markedet Nord Pool opererer i er det finansielle markedet. Dette markedet tilbyr handel i terminkontrakter og oppgjør til børsmedlemmer. I dette markedet finnes fire typer derivatkontrakter:

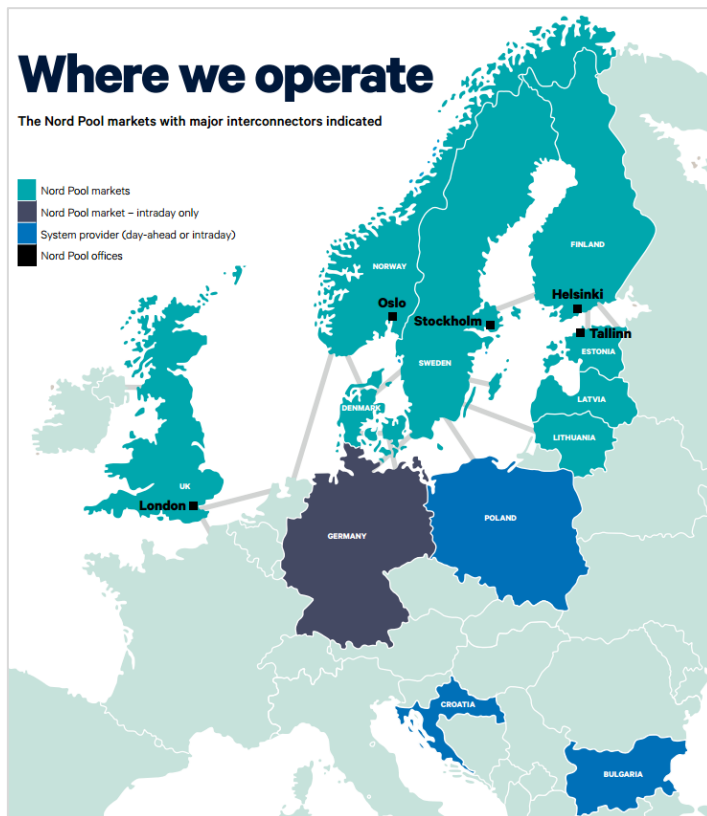
- Futures hvor man har standardiserte kontrakter.
- Forwards skjer «over-the-counter» og er skreddersydde kontrakter.
- Opsjoner er muligheten for å kjøpe eller selge aktiva til en bestemt pris.
- «Contracts for difference» (CfD) er en bindende kontrakt mellom kjøper og selger. Kontrakten innebærer at kjøper betaler dersom prisen av underliggende har sunket eller tar ut profitt dersom prisen har økt, uten at man faktisk eier den underliggende.

3.1.3 Integreert kraftmarked i Europa

Det arbeides med å få på plass et felles integrert kraftmarked i Europa. De siste årene har kraftbørser og europeiske systemoperatører arbeidet i ulike prosjektgrupper for å opprette priskoblinger i de europeiske kraftmarkedene. En priskobling på tvers av Sentral Vest-

⁴ APPENDIKS: Figur 19. Sammenligning av norsk områdepris og systempris.

Europa, Storbritannia, Baltikum og Norden, samt kobling mellom Polen og Sverige, ble gjennomført i vinteren 2014. Våren samme år ble Nordvest-Europa og Sørvest-Europa priskoblet. Figur 2 viser hvilke land Nord Pool opererer i. EU holder på å utvikle et lovverk for å gjøre markedskoblingene bindende og dermed gi rammene for et felles integrert elektrisitetmarked i Europa. Dette vil føre til at kraften flyter i henhold til prisen. Det vil gi en bedre utnyttelse av eksisterende nett- og produksjonsressurser.



Figur 2. Hvor Nord Pool opererer (Kilde: (NordPool, 2015))

3.1.4 Faktorer som påvirker strømpriser

Det er ulike faktorer som påvirker strømprisene. Tilbud og etterspørsel er med på å avgjøre prisen i kraftmarkedet. Ved mye tilgjengelig kraft i markedet vil prisen synke og ved høy kraftetterspørsel vil prisen stige. Det er viktig å merke seg at det ikke bare er faktiske forhold som påvirker prisen, men også forventningen blant de som kjøper og selger kraft.

Markedsprisen på kraft fastsettes daglig på Nord Pool Spot. Denne prisen er et resultat av tilbud og etterspørsel. Kraftprisen varierer mye både over døgnet, gjennom sesonger og år, og skyldes blant annet variasjoner i nedbør og temperatur. Prisene er også avhengig av

overføringsforholdene. Dette gjelder både internt i Norden, og mellom Norden og resten av Europa.

Det nordiske markedet forsynes for det meste av vannkraft. Det gjør at nedbørsmengden har stor betydning for strømprisen. Mer vann til kraftproduksjon som følge av mye nedbør gir økt tilbud, som igjen driver prisene ned. Videre er temperaturforhold viktig. Dette har en direkte innvirkning på etterspørselen. Oppvarming av boliger i Norden er i stor grad basert på strøm. Lav temperatur vil gi en høy etterspørsel etter strøm som gjør at prisene stiger.

Kullprisen er med på å påvirke prisen på kraftbørsen. Det blir dyrere å lage kullkraft i Europa når kullprisen stiger. Det er som følge av at kullkraftverkene i Europa må kjøpe inn kull for å kunne produsere strøm. Dette gjelder derimot ikke for vind og vannkraft hvor «råstoffet» er gratis. Kullkraftverkene stopper å produsere dersom kullprisen stiger til et nivå hvor det ikke lenger lønner seg å brenne kullet. Det blir mindre produksjon i kullkraftverk og videre lavere tilbud ved høy kullpris, som igjen gir høyere priser på kraftbørsen.

I denne sammenheng er også dollarkursen viktig. Kull omsettes i dollar og ved lavere dollarkurs får man en lavere kullpris. Tysk kullkraft får bedre vilkår ved lav dollarkurs, som fører til at eksporten av kullkraft til det nordiske markedet øker. Gasskraftverkene i Europa må i likhet med kullkraftverkene kjøpe inn «råstoffet» til kraftproduksjonen. Ved lav gasspris vil tilbudet øke og gi en lavere pris på kraftbørsen.

I 2005 ble CO₂-kvoter innført. Disse må kraftverkene kjøpe inn ved utslipp av CO₂. Kvotene handles i et eget marked. Det vil være ulønnsomt å produsere strøm fra for eksempel kullkraftverk dersom prisen på CO₂-kvotene blir høy. Høy kvotepris vil kunne gi lavere tilbud i kraftmarkedet som videre fører til høyere priser.

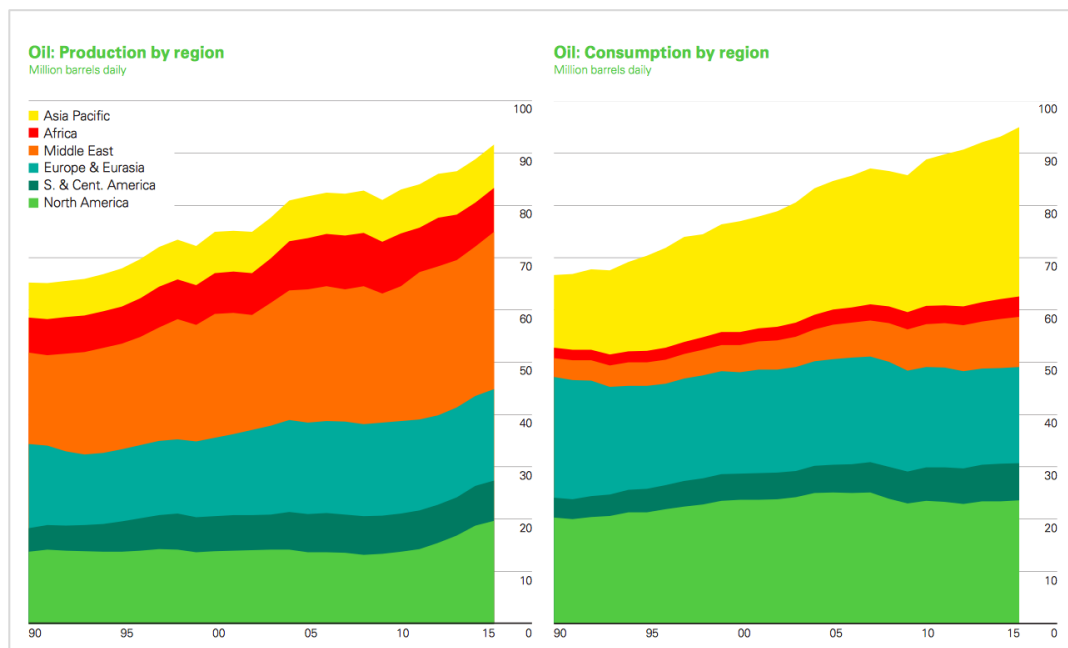
Vi kan oppsummere med at det er mange faktorer og sammenhenger som påvirker strømprisen. Strøm er en viktig energikilde for Norge. Dereguleringen av markedet har spilt en viktig rolle for optimal utnyttelse av tilgjengelig kapasitet. I tillegg til tilbud og etterspørsel, er også de andre energikildene med på å påvirke strømprisen.

3.2 Oljemarkedet

På lille julaften 1969 ble norske myndigheter informert av Philips Petroleum om funn av olje på norsk sokkel. Dette har hatt stor betydning for den norske økonomien som har økt i takt med oljevirkosomhetens andel av landets eksport, BNP og sysselsetting. Stadig vekk informerer norske aviser om ulike nyheter og prognoser angående framtidsutsiktene for den norske økonomien med bakgrunn i oljeprisendringer. Oljeavhengigheten for det norske samfunnet og økonomien som sådan har lenge vært et aktuelt tema for næringslivet. Den ble spesielt aktuelt da prisen på oljen falt fra over \$ 110 i juni 2014 til \$ 30 i januar 2016.

3.2.1 Tilbud og etterspørsel av olje

Norge er en liten, åpen petroleums-økonomi hvor et fall i oljeprisen vil ha stor betydning for konjunkturer, kapitalstrømmer og konkurranseevne. Etterspørsel etter olje er en viktig faktor for Norge som et oljeeksporterende land. Asia står for største andelen av total etterspørsel med hele 34,7 %. Nord-Amerika står for 24 %, og Europa (og Eurasia) står for 20 % (BP, 2016).



Figur 3. Produksjon og konsum av olje i de ulike verdensdelene (Kilder: (BP, 2016))

Økonomisk vekst og etterspørsel etter olje og gass har en nær sammenheng. Etterspørselen har hatt en jevn oppvekst gjennom årene. Det er den økonomiske veksten i Asia som har stått ansvarlig for mesteparten av økningen i etterspørsel etter olje det siste tiåret. Klima- og miljøutfordringer, samt økt effektivisering, er viktige drivere for den langsiktige økonomiske veksten og spesielt veksten i olje- og gassforbruket. Norge deler 9. plass med Angola, blant

største oljeeksportører i det globale markedet. Mesteparten av oljen som utvinnes på norsk sokkel blir eksportert til utlandet, ifølge Oljedirektoratet (2017).

Petroleumsvirksomheten i Norge er den største næringen som bidrar med nesten 18 % av BNP. Eksportinntektene fra petroleumssektoren står for 39 % av total eksport. Nedturen i oljesektoren i perioden 2014-2015 førte til lavere etterspørsel som har gitt store konsekvenser for fastlandsøkonomien. De næringene som leverer produkter og tjenester til petroleumsvirksomheten ble rammet hardest (SSB, 2017).

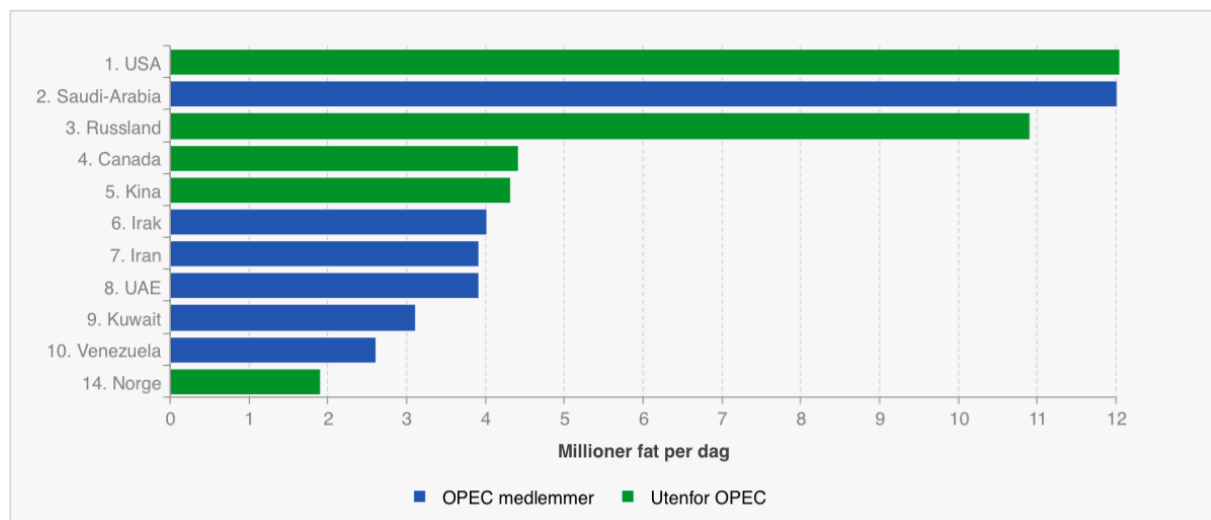
Det er mange faktorer og sjokk som påvirker endringene i oljeprisen. Økonomisk teori tilsier at prisen på olje vil bli bestemt i markedet. I et marked med fullkommen konkurranse vil prisen og mengden bestemmes der tilbud møter etterspørsel. Olje kan lagres i større skala enn strøm. Dette medfører at det ikke bare er produksjonsnivå som bestemmer oljeprisen, men også lagertall. Reduserte lagertall vil presse oljeprisen opp, og det samme vil skje ved kutt i produksjon. De tre største oljeprodusentene er USA, Saudi-Arabia og Russland. BP (2016) viser i sin rapport at Midtøsten står for 32,4 % av den totale produksjonen, etterfulgt av Nord-Amerika med 20,9 % og Europa med 19,4 %. Samlet oljetilbud og oljeprisvolatilitet blir i stor grad påvirket av produksjonstallene i disse landene.

3.2.2 OPECs innflytelse på markedet

OPEC⁵ er en internasjonal handelsorganisasjon som består av oljeeksporterende land som ble stiftet i 1960 og kan regnes som et kartell. Hovedmålet til OPEC er å følge opp medlemmenes individuelle og kollektive interesser. Organisasjonen har som ønske å finne måter og metoder for å sikre prisstabiliteten i den internasjonale oljeindustrien. Dette gjøres ved å eliminere svingninger som vil sikre en jevn inntekt til produserende land og et forutsigbart tilbud av olje og gass, samt en god avkastning til de som investerer i olje- og gassindustrien. Stiftelsen av denne organisasjonen hadde gode formål og hensikter, men har gitt medlemslandene stor markedsinnflytelse. OPEC har tolv medlemsland, der de fleste er fra Midtøsten og Saudi Arabia som største produsent. OPECs evne til å kontrollere den globale oljeprisen har vært grunnen til kritikk for organisasjonen gjennom årene. Deres innflytelse har avtatt med tiden, selv om det i noen tilfeller vil være store endringer i oljeprisen som følge av deres beslutninger. Dette har som grunnlag i det faktum at deres produksjon står for 41,4 % av den globale produksjonen.

⁵ OPEC - Organization of the Petroleum Exporting Countries

OPEC er ikke den eneste organisasjonen som har en viss markedsrett. Figur 4 viser de største oljeprodusentene i 2015. Seks av de ti største produsentene er medlemmer av OPEC.



Figur 4. Største oljeprodusentene i 2015 (Kilde: (BP, 2016))

OECD⁶ er den nest største gruppen av produsenter sammensatt og medlemmene av OECD står for hele 25 % av verdens totale oljetilbud. Det er 35 land som er medlem av OECD. Redusert tilførsel av olje har i enkelte perioder ført til ekstrem prisoppgang. Fallet i oljeprisen høsten 2014 var et eksempel på at OPEC og OECD ikke klarte å stoppe prisen. Dette kan være et tegn på at de mistet sin markedsrett og ikke lenger kunne styre oljemarkedet. De bestemte å beskytte sine markedsandeler ved å la tilbud og etterspørsel styre oljeprisen. Med andre ord var oljemarkedet heller et eksempel på fullkommen konkurranse fremfor monopol. I løpet av 2016 har oljeprisen stabilisert seg rundt \$ 50 per fat. Det ser ut som at OPEC- og OECD-landene klarte å komme til enighet om kutt i produksjon og lagerreserver, slik at oljeprisen er mer forutsigbar og på vei oppover.

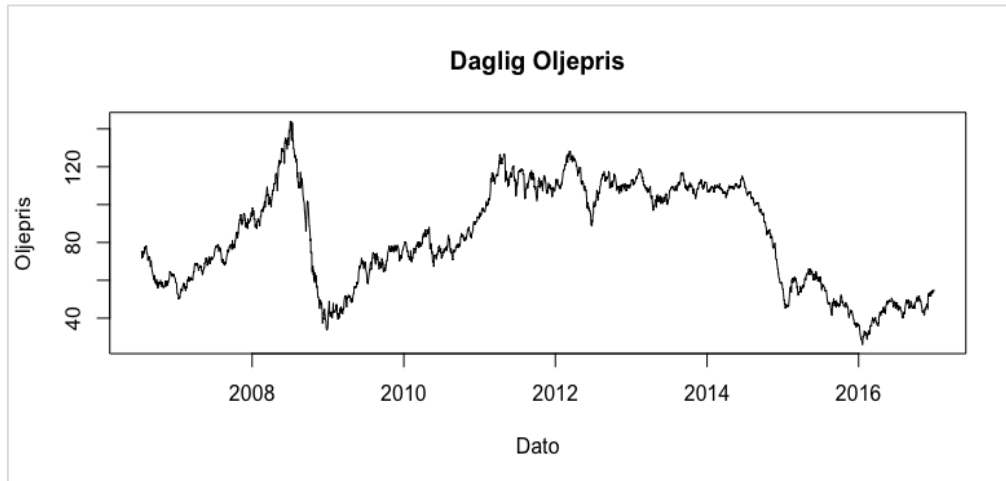
3.2.3 Brent Crude olje

Det finnes forskjellige typer petroleumsprodukter på verdens råvarebørser. Dersom man fokuserer på spotpris på råolje med umiddelbar levering kan man velge mellom West Texas Intermediate (WTI) og Brent Crude (den som i Norge kalles for nordsjøolje). Det produseres mest av Brent Crude og store deler av oljehandelen skjer i dollar (SSB, 2017). På samme måte som det finnes regionale forskjeller på strømpriser finnes det også regionale forskjeller på olje. Årsaker som kan trekkes frem er for eksempel at Brent Crude har høyere transportkostnader enn WTI. I tillegg er kostnadene knyttet til utvinning av olje fra havets

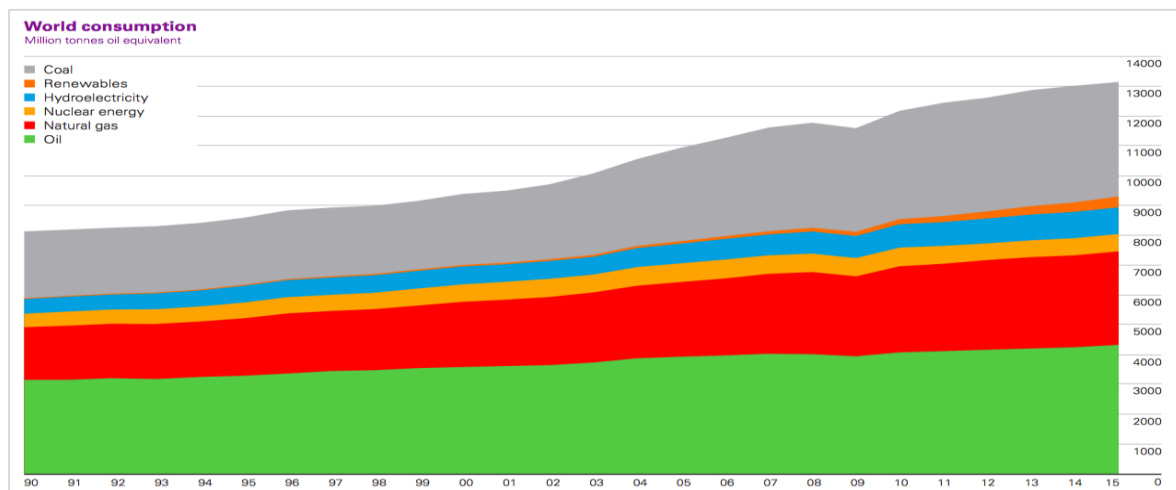
⁶ OECD – Organization for Economic Co-operation and Development

bunn høyere enn fra bakken. Dette driver opp prisen på Brent Crude. Sun og Shi (2015) finner en svært høy samvariasjon i prisbevegelsene og likhet i trender på de ulike oljetypene, til tross for regionale forskjeller.

Figur 5 viser den historiske utviklingen til Brent Crude spot priser i dollar per fat. I 2008 og 2014 kan man tydelig se et fall i oljeprisen. Brent Crude er en internasjonal referansepris for nordsjøoljen og vil være mest relevant sett fra et norsk perspektiv.



Figur 5. Brent Crude spot pris 2006-2016



Figur 6. Verdenskonsum av ulike energikilder (Kilde:(BP, 2016))

I figur 6 kommer det tydelig frem at kull og gass også er viktige energikilder på verdensbasis. De vil være med på å påvirke prisene på det globale markedet. Det er dermed hensiktsmessig å ta de med i oppgaven.

3.3 Kullmarkedet

Kull er den viktigste energibæreren for kraftproduksjon i verden. Omtrent 41 % av all elektrisk kraft produseres i kullkraftverk. Grunnet økonomisk vekst i Asia er kull den fossile energibæreren som øker mest. Kull er også en viktig innsatsfaktor i produksjon av jern, stål og aluminium. Det er påvist størst reserve av kull blant de fossile energiressursene og med dagens forbruk vil de utvinnbare reservene vare i 150 år.

Kull er mye billigere enn andre energikilder, samtidig som kull er den største kilden for klimagassutslipp. Dersom man tar hensyn til den forurensende kostnaden vil bildet se annerledes ut. En ny rapport «Europe`s Dark Cloud: How coal-burning countries make their neighbours sick?» av Sandbag et al. (2016) så på den medisinske behandlingen som trengs i land som har kullkraftverk. Videre så de på den reduserte produktiviteten grunnet fravær fra jobb. Dette har ført til utgifter som ligger mellom 300 og 575 milliarder kroner. Denne rapporten har klart å påvise at helsekostnaden som følger av utnyttning av kull avliver myten om at kull kan anses som en billig energikilde.

Kullprisene har vært veldig volatile de siste årene. I figur 7 vises utviklingen av kullprisindeksene fra perioden 1998 til 2015. Ved tusenårsskiftet lå prisene i området \$ 30-50 per tonn og økte til over \$ 200 i 2008. Under finanskrisen falt kullprisen igjen til rundt \$ 50-60, mens i 2011 lå prisen mellom \$ 115-125. De siste årene har prisen falt igjen og hadde i 2016 et årsgjennomsnitt på \$ 27 per tonn.



Figur 7. Utvikling ulike kullprisindekser (Kilde:(BP, 2016))

De største forekomstene av kull finnes i USA, samt tidligere Sovjetunionen. Store kullreserver finnes også i Kina, Australia, India, Tyskland og Sør-Afrika. I Nordsjøen er det påvist kullforekomster, men disse er foreløpig ikke økonomisk utvinnbare. Det er svært begrensede mengder kull i Norge. Reserver som er kommersielt utvinnbare finnes bare på Svalbard og det er Store Norske Spitsbergen Kullkompani som driver utvinning i dette området.

Kull har forskjellige bruksområder og forekommer i ulike former og kvalitet. Kvaliteten vil være avhengig av alder, det opprinnelige plantematerialets sammensetning og andre geologiske forhold under dannelse. Oftest deles kull inn i tre hovedtyper baserte på innkullingsgrad. Brunkull har lavest innkullingsgrad (65-80 % karbon), etterfulgt av bituminøst og sub-bituminøst steinkull med en middels innkullingsgrad (80-90 % karbon). Høyest innkullingsgrad har antrasitt (90-98 % karbon). Kull vil prises etter fysisk-kjemisk sammensetning. Anvendelsesområdet fastsettes ved særskilte analyser. For eksempel vil kull egnet for jern- og stålproduksjon prises vesentlig høyere enn energikull.

Et viktig skille mellom kull og olje er at det er en relativt liten del av verdensproduksjonen som handles over landegrensene. Omtrent 85 % av kullet som utvinnes blir brukt i produksjonslandet. I dag er Australia den største kulleksportøren, mens Japan, India og Kina er betydelige importører av kull.

USA er en viktig aktør på verdens kullmarked. Kullforbruket i USA kan anses som fortrenget av eksportforbudt av olje og gass i landet. Dette er som følge av stor utvinning av skiferolje og skifergass gjennom fracking, som visste seg å være en billigere og mer effektiv utvinningsmetode. Denne prosessen går ut på at sand, vann og kjemikaler pumpes ned i bakken med høy trykk for å «frakturere» skiferformasjonene. Effektivisering av utvinningsprosessen, samt omstillingsevne har medført konsekvenser for hvilke energikilder som blir brukt på samtlige områder. Siden myndighetene i USA hadde et ønske om å ha deres kullgruver i gang, ble deres produksjon av kull mye høyere enn innenlandsk etterspørsel. Dette har medført mye lavere kullpris enn det som er tilfellet i Europa. Resultatet av disse hendelsene har medført økt eksport av kull fra USA til Europa.

3.3.1 Indekser

Kullhandel på verdensbasis deles i ulike områder. Kullprisene vil variere mellom områdene siden kostnadene for utvinning vil være forskjellige mellom land. Dette har skapt et behov for

ulike indekser der de forskjellige områdene har sine kullpriser. Det er totalt fem indekser (ArgusMedia, 2017):

- API2 indeksen er en benchmark prisreferanse for kull som importeres til Nord Europa. API2 prisen er primært en referanse for fysisk og «over-the-counter» kull kontrakter i Nord-Vest Europa.
- API4 indeksen er prisreferanse for kull som eksporteres ut av Sør-Afrika. Omtrent 90 % av verdens kull derivater blir priset mot API2 og API4 indeksene.
- API5 reflekterer spot prisene som handles mest mot Kina og Sør-Korea. Den fanger opp også prisen på det fysiske markedet i Australia.
- API8 indeksen fanger opp de fysiske prisene på kull til det kinesiske markedet. Indeksen ble lansert i 2012, og har fort dannet tillit til trading samfunnet som en pålitelig og uavhengig prisingsverktøy for kontrakter. Indeksen ligger til grunn for dannelse av kull swaper også.
- ICI står for Indonesian Coal Index. Den reflekterer spot prisen av fem forskjellige nøkkelområder. Kjøpere, selgere og finansielle institusjoner bruker ICI priser som et effektivt verktøy for priskalkyler, prisanalyser, produksjonsplanlegging, internasjonale kontrakter, osv.

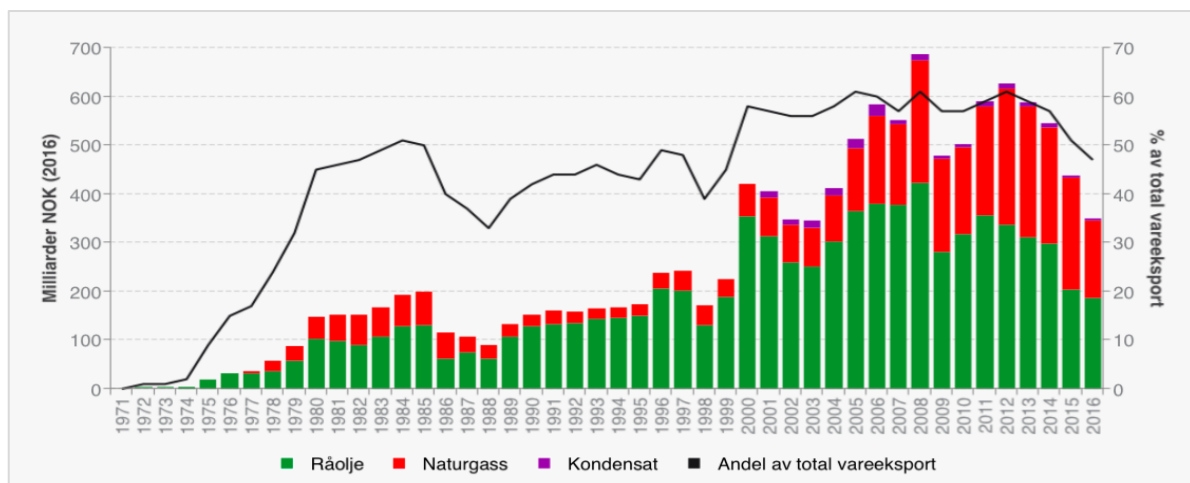
I våre analyser kommer vi til å bruke API2 indeksen. Denne indeksen vil være mest sammenlignbar for denne oppgaven siden API2-kullprisene gjelder i Nord-Vest Europa.

3.4 Gassmarkedet

Gass brukes i liten grad i Norge. Mesteparten av produksjonen blir dermed eksportert og på lik linje med olje er gass en av Norges viktigste eksportartikler. Det finnes et omfattende undersjøisk rørledningssystem som knytter norske gassfelt til havs og gassterminaler på land direkte til andre mottakerland i Europa. I tillegg eksporteres det nedkjølt gass (LNG – Liquefied Natural Gas) på skip fra Snøhvitfeltet utenfor Hammerfest.

Den vanligste formen for gass er naturgass, og denne kan bli kondensert naturgass eller LNG. Naturgass kan betegnes som tørrgass eller våtgass, der det sistnevnte inneholder kondensat. Propan og butan betegnes vanligvis som kondensert petroleumsgass eller LPG. I tillegg til disse finnes det også syntetisk naturgass, som betegnes som SNG.

Norge er den tredje største gasseksportøren i verden. Flere av de aller største gassprodusentene har liten eksport til andre land. Når man ser nærmere på det globale gassmarkedet er det derfor viktig å se på hvilke land som har de største volumene for eksport. Norge eksporterer hovedsakelig til Europa. I Europa er gass en viktig energikilde til oppvarming i hus, i industrien og i gasskraftverk for å lage elektrisitet. Gassmengden som eksporteres fra Norge dekker over 20 % av det totale europeiske gassforbruket. Mesteparten av gassen som leveres til Europa går til Tyskland, Storbritannia, Belgia og Frankrike. Den totale energimengden i gassvolumet produsert i Norge tilsvarer omtrent ti ganger den norske normalproduksjonen av elektrisitet.



Figur 8. Andel eksportert naturgass (Kilde:(SSB) foreløpig 2016 tall)

Figur 8 viser andel eksportert naturgass i perioden 1970 til 2016. I tillegg ser man fordelingen mellom råolje, naturgass og kondensat. Olje utgjør størst andel av eksport til utlandet, etterfulgt av naturgass.

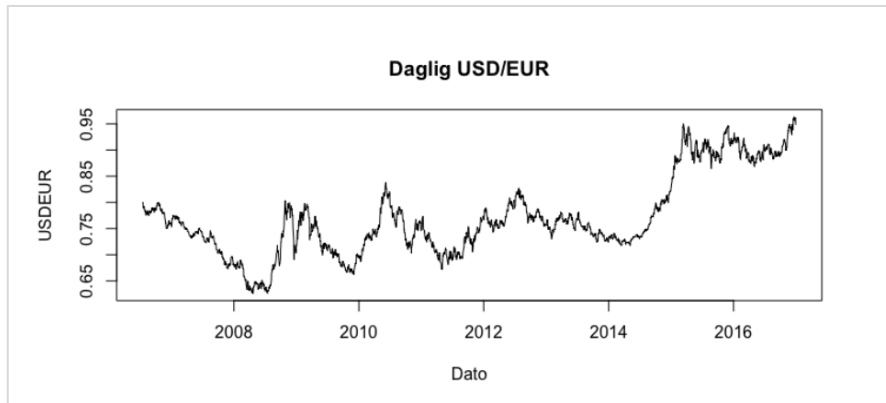
3.4.1 Bruksområder for naturgass

Naturgass dekker omtrent 23 % av den globale etterspørselen etter energi. På lik linje med olje er gass svært viktig for å møte verdens energibehov. Etterspørselen etter gass bestemmes av blant annet økonomisk vekst, klimatiltak, pris på alternative energikilder, vær og temperaturnivå. Det er viktig å bemerke at dersom man bruker gass i stedet for kull i energisektoren vil klimagassutslipp reduseres betraktelig. Dette var en av grunnene for at USA valgt å omstille seg bort fra kull til mer intensiv bruk av gass. Gass kan brukes som reservekapasitet for fornybar energi.

Det er ulike priser på gass i det globale markedet på samme måte som for de andre energikildene. Vi nevnte i forrige delkapittel at fracking-metoden brukes for utvinning av gass i USA. Henry Hub indeksen gjenspeiler prisene på gass i USA. Siden det er forbudt å eksportere gass fra USA til Europa var det ikke relevant for oss å bruke denne indeksen. Vi valgte å bruke London Naturgass indeks som er omsatt i pund per thermal.

3.5 Valutamarkedet

Valuta er en homogen vare som kan defineres som et annet lands penger. Valutakurs (E) sier noe om bytteforholdet mellom to pengeenheter. Et eksempel kan være at eurokursen er på 9,8. Det vil si at man betaler 9,8 kroner for en euro og motsatt $\frac{1}{9,8}$ euro for en krone.



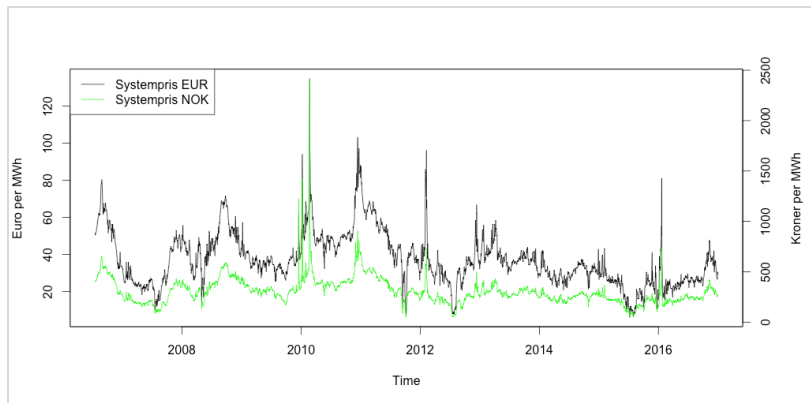
Figur 9. Historisk USD/EUR 2006-2016

Figur 9 viser den daglige valutakursen for USD/EUR i perioden 2006-2016. Dollar er den mest omsatte valutaen i verden, mens euro brukes i de fleste land i Europa og er nest størst med tanke på omsetning. Valutamarkedet er et volatilt marked. Det har en tendens til å gå i sykluser, noe man også kan se i figuren. Volatilitet i valutamarkedet vil også bli påvirket av ulike handelsfaktorer, volum og andre likviditetsfaktorer.

3.5.1 Valuta og energimarkedene

De ulike energikildene vi ser på handles i ulik valuta. Det er dermed viktig å ta hensyn til at olje handles i dollar og strøm handles i euro. Det er lite som tyder på at valutarisikoen har stor påvirkning på volatiliteten i energiprisene. Til tross for det vil det fortsatt være relevant i vår oppgave å ta hensyn til mulige valutaeffekter. Dette er i tråd med vår problemstilling som tar utgangspunkt i at Norge er en liten åpen petroleums-økonomi og dermed kan ikke sees adskilt fra verdenshandel og heller ikke valutautvikling.

Systemprisdata som ble hentet fra Nord Pool ble målt i norske kroner. I figur 10 vises den historiske utvikling av systemprisen i norske kroner og euro per MWh. Trenden til tidsseriene er den samme gjennom hele perioden til tross for en svak valutaeffekt.



Figur 10. Historisk utvikling systempris i norske kroner og euro per MWh

Olje og kull handles i dollar, og for å sikre at ingen valutaeffekter skal kunne spille inn på resultatene våre ble gassprisene også omgjort til dollar. I figur 11 vises utviklingen til EUR/NOK og USD/NOK i perioden. Valutakursen har en lik trend i perioden. Det er verdt å merke seg at i 2014 ble gapet mellom kursene redusert betraktelig som følge av at dollaren har styrket seg. Prisene på eksportvarer som olje og gass bestemmes globalt og ble dermed ikke omgjort til norske kroner.



Figur 11. Historisk utvikling EUR/NOK og USD/NOK

4. Data og deskriptiv statistikk

I denne delen av oppgaven ser vi på hvilke data vi har brukt og en deskriptiv statistikk av tidsseriene. Videre ser vi på tester for stasjonærhet, seriekorrelasjon og tidsvarierende betinget variasjon (ARCH-effekter). Til slutt gjør vi en analyse av endogene strukturelle brudd til tidsseriene. Dette gjør vi for å se om dataen er godt egnet til å brukes i modellen.

4.1 Data

Denne oppgaven bruker daglig data fra Europa Brent Crude spot (dollar per fat), systempris (euro per MWh), London Natural Gas Index (pund per thermal) og kull API2 (dollar per tonn) i perioden 17/07/2006 til 31/12/2016⁷. Olje-, kull- og gasspriser er hentet ut fra Thomson Reuters. Systemprisen er hentet fra Nordpool sin ftp-server. Gassprisene er omgjort til dollar. Systemprisen er omgjort til norske kroner som er i tråd med ønsket om å se fra et norsk perspektiv. Avkastningen på tidsseriene (r_t) er uttrykt ved følgende formel $r_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right)$. Det vil si at en negativ avkastning i for eksempel systemprisen vil gi et tap i kraftmarkedet, og motsatt ved en positiv avkastning.

Mye av tidligere forskning har sett på futures priser istedenfor spotpriser. Futures prisen er uttrykt ved følgende formel $F_0 = S_0 e^{rt}$. S_0 er underliggende spotpris, r er risikofri rente og t er antall år til levering. Vi har valgt å se på spotpriser, siden disse reflekterer all tilgjengelig informasjon om prisen i en bestemt periode. Futures priser kan inneha speulasjonsfeilledd. Det innebærer at selv om man forventer en lav strømpris i fremtiden, kan man selge en futureskontrakt som sikrer en høyere strømpris. På denne måten vil ikke det bli fanget opp den faktiske forventningen til prisen. For å unngå dette har vi valgt å se bort i fra futures priser og heller fokusere på spotpriser.

⁷ APPENDIKS: Figur 18. Historisk utvikling energikildene

4.2 Deskriptiv statistikk

Deskriptiv statistikk	Systempris		Oljepris		Kullpris		Gasspris	
	P _t	r _t	P _t	r _t	P _t	r _t	P _t	r _t
Gjennomsnitt	306,10	-0,0002	82,69	-0,0001	87,32	0,0001	47,99	0,0003
Median	287,49	-0,0015	80,37	0,0001	78,75	0,0000	49,47	-0,0006
Maksimum	1090,02	0,7026	143,95	0,1813	224,00	0,1911	85,26	0,3474
Minimum	56,56	-0,7686	26,01	-0,1683	43,40	-0,2286	16,89	-0,3450
Std. Avvik	112,83	0,093	26,97	0,022	30,17	0,017	14,63	0,024
Variasjonskoeffisient	0,369	-581,375	0,326	-186,798	0,346	120,929	0,305	93,819
Skjevhet	0,941	0,328	-0,095	0,167	1,47	-0,83	-0,218	3,19
Kurtose	2,02	10,5	-1,26	8,42	2,79	46,7	-0,801	83,3
Jarque-Bera	838	216836	178	3235	1805	240292	91	765852
Sannsynlighet	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*	(0,000)*
ARCH LM test (1)	2261*	185,45*	2623*	63,666*	2615*	77,433*	2615*	0,144
ARCH LM test (5)	10011*	241,17*	25685*	163,18*	2611*	87,851*	2611*	0,487
ARCH LM test (10)	18014*	253,05*	12995*	213,61*	2607*	95,994*	2607*	1,300
LB-Q (5)	11227*	32,656*	13030*	3,1187	13045*	17,64*	12945*	24,863*
LB-Q (10)	20600*	50,437*	258080*	13,784	25871*	51,198*	25446*	34,989*
LB-Q (20)	26070*	101*	50538*	47,108*	50584*	70,904*	48927*	42,309*
Utvidet DF (12)	-4,221*	-17,278*	-1,501	-13,721*	-1,981	-11,749*	-2,183	-12,584*
Observasjoner	2633	2632	2633	2632	2633	2632	2633	2632

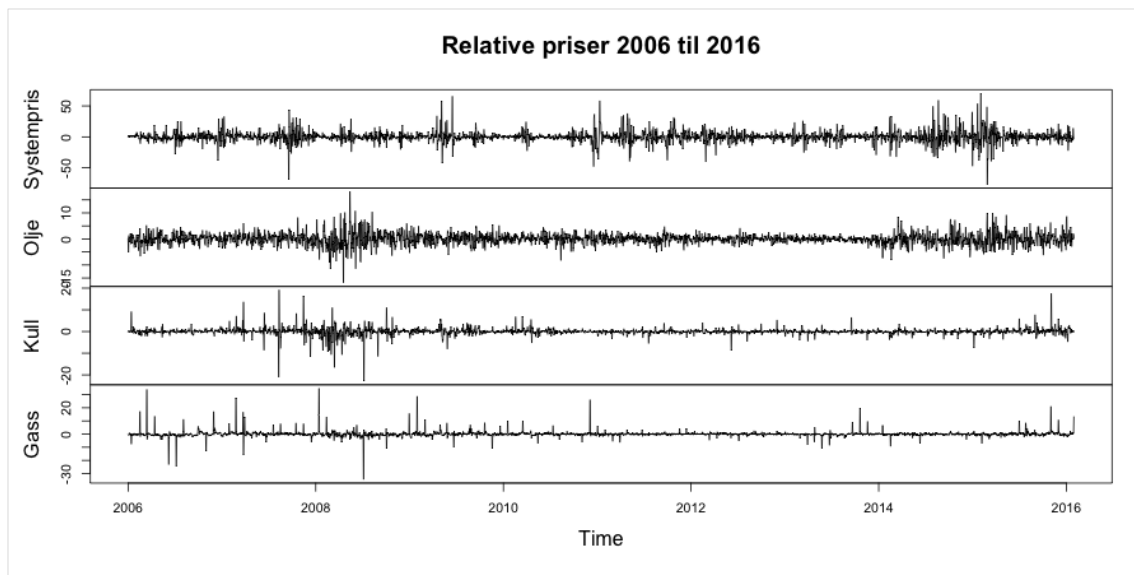
Tabell 1. Deskriptiv statistikk. *, ** og *** at man forkaster nullhypotesen om normalitet for JB statistikk, for ingen ARCH effekter ved ARCH LM test, for ingen autokorrelasjon ved Ljung-Box test og ingen unit root ved Dickey Fuller test med 1%, 5% og 10% signifikans.

4.2.1 Volatilitet

Fra tabell 1 har både faktiske og relative priser et stort spenn mellom maksimum og minimum verdien. Dette gir indikasjon på at det foreligger stor variasjon i tidsseriene. Ved å se på standardavvikene for faktiske priser er systemprisen mest volatil med et standardavvik på 112,83, etterfulgt av kullprisen på 30,17. Oljeprisen har et standardavvik på 26,97 og til slutt gassprisen som er minst volatil med 14,63. Figur 12 viser en oversikt over de relative prisene. Systemprisen er også mest volatil når man ser på relative priser med et standardavvik på 0,093. Videre kommer gasspris med 0,024 og oljepris med 0,022. Til slutt er kullprisen minst volatil av tidsseriene med et standardavvik på 0,017.

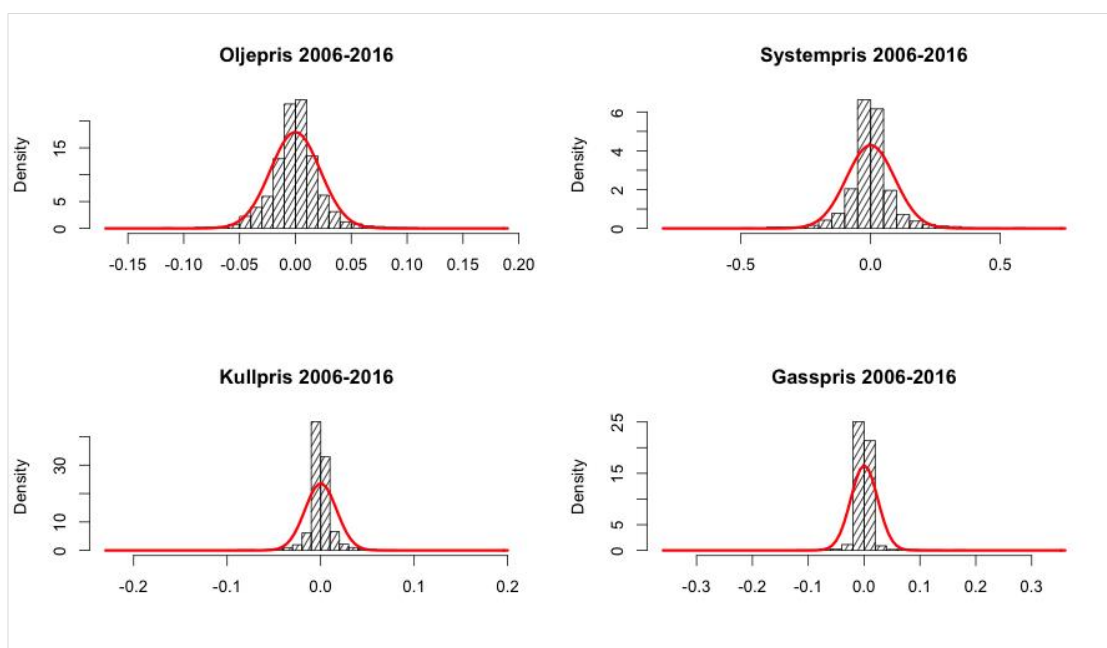
Variasjonskoeffisienten er et spredningsmål og er utledet på følgende måte: $\frac{\text{Standardavvik}}{\text{Gjennomsnitt}}$.

Koeffisienten for faktiske priser varierer fra 0,305 for gass prisen til 0,369 for systemprisen. Oljepris har en variasjon på 0,326 og kullprisen 0,346. De relative prisene inneholder en høyere spredning. Systemprisen har størst variasjon med en verdi på -581.375. Etterfulgt av oljeprisen med en variasjon på -186,798. Kullprisen har en verdi på 120,929 og gassprisen 93,819. Variasjonskoeffisienten viser at strømprisen og oljeprisen er mest volatile for relative priser. Dette er et viktig grunnlag for å modellere volatiliteten videre i oppgaven.



Figur 12. Historisk relative priser 2006-2016

Videre skal vi se på tidsseriens skjevhet og kurtose. I figur 13 vises fire histogram av relative priseserier i perioden 2006 til 2016. Olje- og systemprisene har en større spredning enn kull- og gassprisene. De sistnevnte har en sentrert fordeling og er minst volatile.



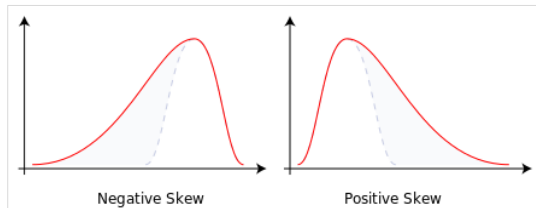
Figur 13. Histogram relative priser 2006-2016

4.2.2 Skjevhet

Skjevhet er et mål på asymmetri i en sannsynlighetsfordeling. Formel for skjevhet er følgende:

$$\text{Skjevhet} = \frac{E[(Y - \mu_Y)^3]}{\sigma_Y^3} \quad (2.0)$$

Skjevheten til en symmetrisk fordeling er 0 (Stock & Watson, 2012). Det finnes både positiv og negativ skjevhetsfordeling. Figur 14 viser en negativ og en positiv skjevhetsfordeling. Ved en negativ skjevhetsfordeling vil man se en lang venstre hale.



Figur 14. *Negativ og positiv skjevhetsfordeling*

Systemprisen og kullprisen har en positiv skjevhet for faktiske priser. Systemprisen har en skjevhet på 0,941 og kullprisen en skjevhet på 1,47. Kullprisen er dermed mer positiv skjev enn systemprisen når man ser på faktiske priser. Oljepris og gasspris er negativ skjev for faktiske priser som er i tråd med det Salisu og Oloko (2015) konkluderte med. Oljeprisen har en skjevhet på -0,095 og gassprisen en skjevhet på -0,218. Det vil si at gassprisen er mer negativ skjev enn oljeprisen. Relative priser gir andre resultater. System-, olje- og gassprisen har alle en positiv skjevhet. Gassprisen har størst skjevhet med hele 3,19. Systemprisen har en skjevhet på 0,328 og oljeprisen 0,167. Kullprisen har en negativ skjevhet på -0,83. Det vil si at det er en større sannsynlighet for positive ekstremverdier ved relative priser for systemprisen, oljeprisen og gassprisen, mens for kullprisen er det større sannsynlighet for negative ekstremverdier.

4.2.3 Kurtose

Kurtose er en fordeling som måler hvor mye masse det er i halen til sannsynlighetsfordelingen (Stock & Watson, 2012). Det vil si hvor mye av variasjonen i tidsserien skyldes ekstremverdier. Når de fleste observasjonene er sentrert rundt gjennomsnittet sier vi at fordelingen har spisse haler. Fete haler forekommer når de fleste observasjonene finnes i ytterpunktene. Dette gir en større sannsynlighet for ekstreme verdier.

$$Kurtoseverdi = \frac{E[(Y - \mu_Y)^4]}{\sigma_Y^4} \quad (3.0)$$

En kurtoseverdi på 3 gir normalfordeling og kalles mesokurtisk. Leptokurtisk forekommer ved positive kurtoseverdier. Dette gir spissere fordeling, men tynnere haler. Det innebærer at det er mindre sannsynlighet for høye verdier, men dersom disse inntreffer vil disse være mer ekstreme. Negative kurtoseverdier med fetere haler og mindre spiss kalles platykurtisk.

Faktiske priser viser positive kurtoseverdier for systempris og kullpris. Systempris har en kurtose på 2,02 og kullprisen 2,79. De har dermed en nokså lik fordeling. Det innebærer at systemprisene har de fleste verdiene rundt gjennomsnittet, men spisse haler tilsier muligheten for ekstreme priser. Dette er i tråd med tidsserieanalysen til Solibakke (2002). Oljepris og gasspris har en negativ kurtose for faktiske priser på -1,26 og -0,801. Oljeprisen har en noe mer negativ kurtose enn gassprisen. Ved å se på de relative prisene er alle tidsseriene leptokurtisk med spisse og litt tynnere haler. Gassprisen har en kurtoseverdi på 83,3, kullprisen 46,7, systemprisen 10,5 og til slutt oljeprisen 8,42. Dette indikerer høyere sannsynligheten for at ekstreme verdier kan forekomme i forhold til forventningen.

4.2.4 Jarque-Bera normalitetstest

Jarque-Bera (JB) normalitetstest sjekker om prisene er normalfordelt og er en kombinert test av kurtose og skjevhet. JB er utledet ved følgende formel:

Formel 4. Jarque Bera Test (JB)

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right] \sim \chi_2^2 \quad (4.0)$$

hvor n er utvalgsstørrelse, S er skjevhetsverdien og K er kurtoseverdien. Ved normalfordeling er $S = 0$ og $K = 3$. Det vil si at jo nærmere JB er null, desto nærmere kommer man antagelsen om normalfordeling (Gujarati, 2011). Ved få observasjoner skal man være forsiktig med å tolke denne testen. Det skyldes at man kan forkaste en nullhypotese som var normalfordelt. Fordelingen har en kji-kvadratfordeling med to frihetsgrader. Den kritiske verdien på 5 % nivå er 5,99. Testen viser en p-verdi på mindre enn 0,05 for alle tidsseriene. Vi avviser dermed nullhypotesen om normalfordeling for alle tidsseriene. Det følger av at JB-verdien for de ulike tidsseriene varierer mellom 91 og 766 000.

4.2.5 Korrelasjon

Korrelasjon er et mål på styrken og retningen mellom to kvantitative variabler. Den underliggende avhengigheten mellom to stokastiske variabler er et mål på korrelasjonskoeffisienten. Korrelasjonskoeffisienten blir ofte kun referert til som korrelasjonen. Dette målet ligger mellom -1 og 1. En korrelasjonskoeffisient på null betyr at det ikke er noen lineær sammenheng mellom de to variablene. En negativ korrelasjonskoeffisient indikerer en negativ sammenheng, mens en positiv sammenheng indikeres ved en positiv koeffisient.

Formel 5. Korrelasjon

$$\text{Corr}[X, Y] = \rho_{XY} = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\sqrt{\text{Var}[X]\text{Var}[Y]}} \quad (5.0)$$

	Systempris	Kull	Gass	Olje
Systempris	1,000	0,033	0,009	-0,005
Kull		1,000	-0,002	0,180
Gass			1,000	-0,060
Olje				1,000

Tabell 2. Korrelasjonsmatrise relative priser 2006-2016

Tabell 2 indikerer at olje har en relativ høy korrelasjon med kull og gass. Olje og kull er positiv korrelert med 0,18. Videre er det en negativ korrelasjon mellom olje og gass på -0,06. Kull og systemprisen har en svak positiv korrelasjon på 0,033. Olje og systempris har en veldig svak negativ korrelasjon. Til tross for svak korrelasjon ønsker vi å modellere volatiliteten til disse to tidsseriene for å se nærmere på deres ringvirkningseffekter.

4.2.6 Grangers kausalitetstest

Et omdiskutert tema innenfor forskning er kausalitet. Man får ofte en signifikant korrelasjonskoeffisient som ikke nødvendigvis kan si noe om det er en kausalitet mellom to størrelser eller om hvilken vei kausaliteten går. Granger (1969) argumenterte for at kausalitet kan testes i stasjonære tidsserier ved å måle den statistiske evnen til en avhengig variabel til å forutsi fremtidige verdier av en uavhengig variabel. Det kalles for prediktiv kausalitet.

Granger definerte kausalitetsrelasjonen basert på to prinsipper:

1. Årsaken skjer før egen effekt.
2. Årsaken har unik informasjon om fremtidige verdier av dens effekt.

Gitt at disse to forutsetningene holder, foreslo Granger å teste følgende hypotese for å identifisere den kausale effekten av x på y :

$$P[Y(t+1) \in (A|I(t))] \neq P[Y(t+1) \in (A|I_{-x}(t))]$$

hvor P står for sannsynlighet, A er et arbitrært sett, $I(t)$ og $I_{-x}(t)$ står for henholdsvis informasjonen som er tilgjengelig av tid t i hele universet, og i det modifiserte universet der x er ekskludert. Hvis hypotesen over er akseptert betyr det at x Granger-kausaliserer y .

Tidsserien x sies å Granger-kausalisere y hvis man kan bevise at x -verdiene gir en statistisk signifikant informasjon av y 's fremtidige verdier. Dette testes vanligvis ved en t-test, F-test eller laggede verdier av x .

La x og y være stasjonære tidsserier. For å teste nullhypotesen om at x ikke Granger-kausalisere y , må man først finne laggede verdier av y til å inkludere i en univariat autoregresjon av y :

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_m y_{t-m} + \varepsilon_t$$

Videre må man legge til laggede verdier av x som antas å være signifikante individuelt gitt t-statistikk. Deres forklaringskraft til regresjonen gitt F-testen (som har som nullhypotese at det er ingen forklaringskraft som legges ved x -verdiene).

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_m y_{t-m} + b_p x_{t-p} + \dots + b_q x_{t-q} + \varepsilon_t$$

Nullhypotesen om at x ikke Granger-kausaliserer y blir forkastet, hvis de laggede verdiene av x viser seg å være signifikante.

	Systempris (y)	Oljepris (y)	Kullpris (y)	Gasspris (y)
Systempris (x)		0,70	0,11	0,49
Oljepris (x)	0,63		0,09	0,38
Kullpris (x)	0,43	0,14		0,00
Gasspris (x)	0,32	0,04	0,18	

Tabell 3. Granger kausalitet ved relative priser lag 1 hvor x Granger-kausaliserer y.

Tabell 3 viser hvilken vei kausaliteten går i energimarkedet. Som nevnt over trenger ikke nødvendigvis en signifikant korrelasjonskoeffisient si noe om det er en kausalitet eller om hvilken vei kausaliteten går. I tabell 2 fant vi at olje var korrelert med gass og kull. Ved å se på Granger kausaliteten viser det seg at olje kan forklare gass med 0,38. Videre er det en svak kausalitet hvor kull forklarer olje med 0,14. Det er en enda svakere kausalitet hvor olje forklarer kull med 0,09. Det vil si at selv om vi finner en korrelasjon er det en svært svak kausalitet. Videre viser korrelasjonen at det er en sammenheng mellom kullpris og systempris. Retningen på denne korrelasjonen er at kullprisen forklarer systemprisen med en kausalitet på 0,43. Høyest kausalitet er systempris på oljepris med 0,70 og oljepris på systempris med 0,63. Det vil si at selv om det ikke finnes noe korrelasjon mellom oljeprisen og systemprisen er det fortsatt en sterk kausalitet. Det er verdt å merke seg at man ikke tar hensyn til bakenforliggende variabler i denne testen som kan gi spuriøse sammenhenger.

4.3 Tidsserie

En tidsserie er et datasett som består av tilfeldige variabler over tid. Vanligvis brukes tidsseriemodeller til å fange opp empirisk relevante funksjoner i datasettet som observeres. Videre kan disse hjelpe til å predikere fremtidige verdier basert på historiske data til denne variabelen. Som oftest starter man med en hypotese og observerer hvordan datasettet oppfører seg over tid. Man kan bestemme en modell som skal brukes til å predikere fremtidige verdier basert på typiske trekk til datasettet.

I tidsserieanalyser er man opptatt av at tidsserien skal være stasjonær. Det skyldes at gjennomføring av gyldig inferens ikke vil være mulig ved en ikke-stasjonær tidsserie. I litteraturen skiller man mellom sterk og svak stasjonærhet. En tidsserie sies å være sterkt stasjonær dersom fordelingen på tidspunkt t er den samme som på tidspunkt $t + k$. Dette kan vises ved følgende fordelingsfunksjon F :

$$F_{y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tT}}(y_1, \dots, y_T) = F_{y_{t1+k}, y_{t2+k}, \dots, y_{tT+k}}(y_1, \dots, y_T)$$

Dette er en veldig streng forutsetning som gjør det vanskelig å bekrefte empirisk. Ved svak stasjonærhet er egenskapene om konstant gjennomsnitt, konstant varians og konstant autokovariansstruktur oppfylt:

1. $E(r_t) = \mu$
2. $E(r_t - \mu)(r_t - \mu) = \sigma^2 < \infty$
3. $E(r_{t_1} - \mu)(r_{t_2} - \mu) = \gamma_{t_2 - t_1} \quad \forall t_2, t_1$

Autokovariansen viser hvordan r er relatert til dens tidligere verdier og for stasjonære serier er det bare avhengig av forskjellen mellom t_1 og t_2 . Det vil si at kovariansen mellom r_t og r_{t-1} er den samme som kovariansen mellom r_{t-10} og r_{t-11} , osv. Autokovarians funksjonen vises ved følgende uttrykk:

$$E(r_t - E(r_t))(r_{t-s} - E(r_{t-s})) = \gamma_s, \quad s = 0, 1, 2 \dots$$

Det vil være mer hensiktsmessig å se på autokorrelasjonsfunksjonen (AKF). Dette er et resultat av autokovariansen dividert med variansen.

$$\tau_s = \frac{\gamma_s}{\gamma_0}, \quad s = 0, 1, 2 \dots$$

τ_s har samme egenskaper som en standard korrelasjonskoeffisient med en verdi mellom -1 og 1.

Videre under følger en analyse av stasjonærhet, autokorrelasjon og ARCH-effekter i tidsseriene.

4.3.1 Stasjonærhet

Dickey-Fuller test (DF) og utvidet Dickey-Fuller test (ADF) tester om tidsserien er stasjonær.

Dickey-Fuller test er utledet på følgende måte:

Formel 6. Dickey Fuller (DF) formel

1. $r_t = \beta r_{t-1} + u_t$

Differensierer regresjonen

$$\Delta r_t = \phi r_{t-1} + u_t \quad (6.0)$$

2. Nullhypotesen og alternativhypotesen:

$$H_0: \phi = 1.$$

$$H_1: \phi < 1. \text{ Tidsserien er stasjonær.}$$

3. Testobservatoren er gitt ved

$$\text{Test statistikk} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \sim DF$$

Test statistikken for en Dickey-Fuller test følger ikke en vanlig t-distribusjon. De kritiske verdiene er beregnet ved hjelp av Monte Carlo simulering. Nullhypotesen forkastes i favør av stasjonærhet dersom test statistikken er mer negativ enn den kritiske verdien.

Signifikans nivå	10 %	5 %	1 %
Kritisk verdi for konstant, men uten trend	-2,57	-2,86	-3,43
Kritisk verdi for konstant og trend	-3,12	-3,41	-3,96

Tabell 4. Kritiske verdier DF og ADF tester (Brooks, 2008)

Utvidet Dickey-Fuller test (ADF) brukes for å ta hensyn til feilleddet u_t . DF testen er gyldig bare dersom u_t er hvit støy. Hvit støy vil si at variabelen har et konstant gjennomsnitt og varians, og null autokorrelasjon utenom for lag 0. Ved ADF brukes det p lag av den avhengige variabelen og utledes på ved følgende måte:

Formel 7. Utvidet Dickey Fuller (ADF) formel

1.

$$\Delta r_t = \phi r_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta r_{t-i} + u_t \quad (7.0)$$

2. For å fjerne autokorrelasjon i feilleddet er det inkludert et differensiert ledd av r for å fjerne dynamisk struktur i avhengig variabel.

3. Nullhypotese og alternativhypotese:

$$H_0: \phi = 0$$

$$H_1: \phi < 0. \text{ Tidsserien er stasjonær.}$$

4. Testobservatoren er gitt ved

$$\text{Test statistikk} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \sim DF$$

I tabell 1 ser vi at ADF verdiene for faktiske priser varierer mellom -1,501 og -4,221. Vi beholder H_0 om ikke-stasjonæritet for alle tidsseriene utenom systemprisen på -4,221. Denne tidsserien er rett utenfor forkastningsområdet og kan sies å være stasjonær. Videre ser vi at ADF verdiene for relative priser varierer fra -12,584 til -17,278. Alle verdiene er mindre enn de kritiske verdiene oppgitt i tabell 4. Vi forkaster H_0 om ikke-stasjonæritet. Vi kan med dette si at prisendringene er stasjonær i alle sett, samt faktisk systempris. Disse resultatene stemmer overens med tidligere forskning, se Lucia og Schwartz (2002). Det foreligger derimot unit root for faktisk olje-, kull- og gasspris som er i tråd med Sun og Shi (2015) sine funn.

4.3.2 Autokorrelasjon

Autokorrelasjon ser på samvariasjonen mellom restleddene. Ved systematisk sammenheng mellom feilleddene oppstår det autokorrelasjon. Det vil si at feilleddet i tidspunkt t inneholder informasjon om restleddet i tidspunkt $t + 1$. Autokorrelasjon er definert som:

Formel 8. Autokorrelasjon

$$\text{Corr}(u_t, u_{t-i}) = \frac{\text{Cov}(u_t, u_{t-i})}{\sqrt{\text{Var}(u_t)\text{Var}(u_{t-i})}} \quad (8.0)$$

Man må spesifisere en modell som fjerner korrelasjonen dersom det er autokorrelasjon i restleddene. Korrelasjonen skal bli fjernet dersom man har en GARCH-modell som fanger opp fordelingen godt (Hull, 2012). Dette kan man teste ved å se på autokorrelasjonsstrukturen til $\frac{u_i^2}{\sigma_i^2}$. Ved lav autokorrelasjon har modellen for σ_i lyktes i å forklare autokorrelasjon i u_i^2 .

Ljung og Box (1978) utledet en test for autokorrelasjon og er gitt ved følgende formel:

Formel 9. Ljung-box test

$$Q^* = T(T + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\tau}_k^2}{T - k} \sim \chi_m^2 \quad (9.0)$$

hvor T er antall i utvalget, k er antall lag og τ_k er autokorrelasjonen i tidspunkt k . Testen har en asymptotisk chi-kvadrert distribusjon fordelt med m frihetsgrader. Nullhypotesen sier at det ikke er noe autokorrelasjon i restleddene. Det vil si at korrelasjonen i populasjonen i utvalget er null og dersom noe korrelasjon er observert kommer det fra en tilfeldig prosess.

I tabell 1 har vi gjort en Ljung-Box test for lag 5, 10 og 20. Alle tidsseriene forkaster nullhypotesen om ingen autokorrelasjon utenom relativ oljeprisendring for lag 5 og 10. Det vil si at det foreligger ingen autokorrelasjon ved lag 5 og 10 for relativ oljeprisendring.

4.3.3 ARCH-effekter

Engle (1982) utarbeidet en ARCH-LM test for å sjekke om variansen til residualene inneholder ARCH-effekter. ARCH-effekter i residualene vil si at variansen til residualene ikke er konstant og at vi da har heteroskedastisitet i tidsserien. Ved ARCH-effekter trenger man derfor en ikke-lineær modell som for eksempel ARCH/GARCH-modeller til å estimere parameterne. Testen for ARCH-effekter gjøres ved:

Formel 10. ARCH-effekter

1. Kjøre en lineær regresjon hvor r_t er avkastningen i tidspunkt t og q er antall lag. r_t er basert på sine tidligere avkastninger.

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 r_{t-1} + \dots + \beta_q r_{t-q} + u_t \quad (10.0)$$

2. Fra ligningen over lagres residualene \hat{u}_t og man kjører en regresjon på tidligere kvadrerte feilledd.

$$\hat{u}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{u}_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \hat{u}_{t-q}^2 + \varepsilon_t \quad (10.1)$$

3. Videre beholder man R^2 fra regresjonen av tidligere kvadrerte feilledd og testobservatoren er gitt ved

$$TR^2 \sim \chi^2(q)$$

hvor T er antall observasjoner.

4. Nullhypotesen og alternativhypotesen er:

$$H_0: \alpha_1 = 0 \text{ og } \alpha_2 = 0 \text{ og } \dots \alpha_q = 0$$

$$H_1: \alpha_1 \neq 0 \text{ og } \alpha_2 \neq 0 \text{ og } \dots \alpha_q \neq 0$$

I tabell 1 har vi testet for ARCH-effekter for lag 1, 5 og 10. Alle tidsseriene er signifikante bortsett fra relative gasspriser. Det vil si at vi avviser nullhypotesen om ingen ARCH-effekter for de signifikante tidsseriene. Relative gasspriser er ikke signifikant og vi beholder

nullhypotesen om ingen ARCH-effekter. Det vil dermed være hensiktsmessig å bruke ARCH/GARCH-modeller når man analyserer tidsseriene som er signifikante som følge av at variansen til residualene ikke er konstante.

4.4 Strukturelle brudd

Videre har vi sett på ulike strukturelle brudd i tidsseriene. Vi har testet for avvik fra stabilitet i en klassisk lineær regresjon:

$$y_i = x_i^T \beta + u_i$$

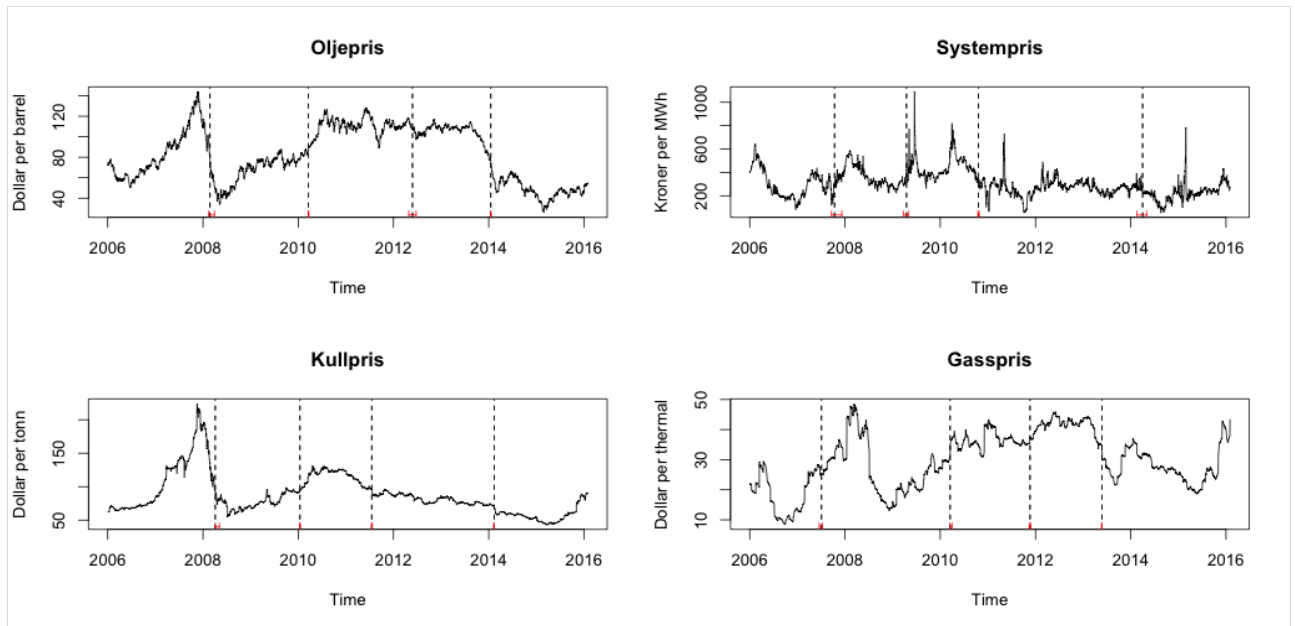
I mange sammenhenger er det riktig å anta at det er m brudd i en tidsserie. Dette skjer når koeffisientene skifter fra en stabil regresjonssammenheng til en annen. Det er dermed $m + 1$ perioder hvor regresjonskoeffisienten er konstant. Modellen kan dermed bli omformulert slik:

$$y_i = x_i^T \beta_j + u_i \quad (i = i_{j-1} + 1, \dots, i_j, \quad j = 1, \dots, m + 1)$$

hvor j indikerer perioden. I praksis er brudd i_j sjelden gitt eksogent og må dermed estimeres. Funksjonen vi har brukt for å finne de ulike bruddene er gjort ved å minimere residualene (RSS) i ligningen over. Bakgrunnen for estimering av brudd i tidsserie regresjonsmodeller var først dokumentert av Jushun Bai (1993). Noen år etter ble modellen til Bai utvidet til flere brudd av Jushun Bai og Perron (1998), Jushun Bai (1997a) og Jushun Bai (1997b). Jushun Bai og Perron (1998) ser på flere brudd og gjør en simultan estimering. Jushun Bai (1997b) skrev en ny artikkel hvor de så på et konkret eksempel for UK inflasjon. Konfidensintervallene som er brukt er utledet av Jushun Bai og Perron (2003) som er basert på en distribusjonsfunksjon. Resultatene er utledet ved hjelp av dynamisk programmering. Det underliggende prinsippet er «Bellman principle». Hoveddelen av simuleringen er en triangulær RSS matrise. I den matrisen får man RSS for perioden som starter ved observasjon i og slutter med i' , hvor $i < i'$.

Figuren under viser en sammenligning mellom de ulike prisseriene og deres brudd⁸. Konfidensintervallene vises i rødt. Alle prisseriene har nokså like strukturelle brudd. Først et i 2008, videre 2010, 2012 og deretter 2014. Ved å se på konfidensintervallene får man en indikasjon på hvor stor feilmargin bruddet inneholder. Oljeprisen er bruddet i 2014 det med lavest konfidensintervall. Systemprisen har sitt mot slutten av 2010. Kullprisen i år 2012 og gassprisen i begynnelsen av 2010. Ut fra dette er det ikke noe tydelig konklusjon man kan gi.

⁸ APPENDIKS: Tabell 12, 13, 14 – Strukturelle brudd til systempris, gasspris og kullpris



Figur 15. Endogene strukturelle brudd for faktiske priser inkludert konfidensintervaller

Det man videre kan se er at olje-, kull- og gassprisen følger en nokså lik trend i perioden. En mulig grunn til dette kan være felles bruksområde som for eksempel varmekraftverk hvor man kan bruke både kull, gass og olje som energikilde. Systemprisen skiller seg ut fra de andre tidsseriene siden den er mer volatil. Det skyldes at det er mange andre faktorer som gir en prisvariasjon i systemprisen som for eksempel nedbørsmengde, lagringsmuligheter og sesongvariasjoner.

4.5 Oppsummering

Videre i oppgaven vil vi bruke relative tidsserier, r_t . Ved en oppsummering av de relative tidsseriene kan vi si at ingen av tidsseriene er normalfordelt. Det foreligger noe skjevhet og kurtose. Det er svak korrelasjon mellom olje-, kull- og gasspriser. Alle tidsseriene er svakt stasjonære og for oljeprisen foreligger det noe autokorrelasjon ved lag 5 og 10.

Granger kausalitet viser en svært høy kausalitet mellom olje- og systemprisen. Det finnes derimot ingen korrelasjon. Det gjør det interessant å se på videre i oppgaven.

Endogene strukturelle brudd er nokså like for olje-, kull og gassprisene. Systemprisen skiller seg ut som følge av at tidsserien er mer volatil enn de andre energikildene.

5. Metodekapittel

I dette kapittelet ser vi nærmere på en VARMA-BEKK-GARCH-modell. Dette er en modell utledet av Ling, Li og McAleer (2003).

Formålet med bruk av tidsserier er forståelse av økonomisk aktivitet og endringer som ligger til grunn for bedre avgjørelser for aktører i finansmarkedet. Tidsseriene som er brukt inneholder en stor datamengde som kilde for å forstå trender og kunne predikere fremtidige prisendringer basert på tilgjengelig data.

5.1 Autoregressive moving average (ARMA) modell

I vanlige strukturelle modeller prøver man å forklare endringen i en variabel basert på bevegelser fra nåværende eller tidligere verdier av andre variabler. Tidsseriemodeller er vanligvis a-teoretisk. Det vil si at hvordan de er konstruert og brukt ikke er basert på noen underliggende teoretisk modell av oppførselen til en variabel. I stedet prøver tidsseriemodeller å fange opp empiriske relevante egenskaper av de observerte dataene som har oppstått basert på ulike, men uspesifiserte, strukturelle modeller. En viktig modell for tidsserie analyser er dermed ARIMA-modell⁹. Modellen beskriver verdien i periode t av en tidsserie uttrykt som en funksjon av tidligere verdier fra den samme tidsserien. Dette er den autoregressive (AR) delen av modellen. Videre er verdien til tidsserien i periode t uttrykt av en kombinasjon av tidligere og løpende verdier av restleddet som er glidende gjennomsnitt (MA – moving average) delen av modellen. Antall ganger tidsserien må differensieres før den blir stasjonær er den integrerte komponenten (I). I en ARIMA(p, d, q) betegner p antall ledd i AR-modell, q antall MA(q)-ledd, og d betegner hvor mange ganger tidsserien er differensiert.

5.1.1 Autoregressiv (AR) modell

En autoregressiv modell er en modell hvor nåværende variabel r_t er avhengig av variabelens tidligere verdier pluss et feilledd. En enkel AR(1) modell utledes med følgende sammenheng hvor feilleddet u_t er hvit støy:

Formel 11. AR - Autoregressiv

$$r_t = \mu + \phi_1 r_{t-1} + u_t \quad (11.0)$$

⁹ ARIMA - AutoRegressive Integrated Moving Average

Denne modellen kan utvides til generell form, AR(p):

$$r_t = \mu + \phi_1 r_{t-1} + \dots + \phi_p r_{t-p} + u_t \quad (11.1)$$

Ved estimering av en AR modell er stasjonæritet i tidsserien en viktig egenskap. Det skyldes blant annet at ved en ikke-stasjonær tidsserie vil feilleddet ha en ikke avtagende effekt på nåværende verdi av r_t etterhvert som tidshorisonten øker.

5.1.2 Glidende gjennomsnitt ("moving average"- MA) modell

En glidende gjennomsnittsprcess MA(q) er en vektet sum av tidligere hvit støy, som antas å være sjokk eller nyheter. En viktig forutsetning er at u_t er en hvit støy prosess med $E(u_t) = 0$ og $var(u_t) = \sigma^2$. Dette gir oss følgende MA(q) modell:

Formel 12. MA - Glidende gjennomsnitt

$$r_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (12.0)$$

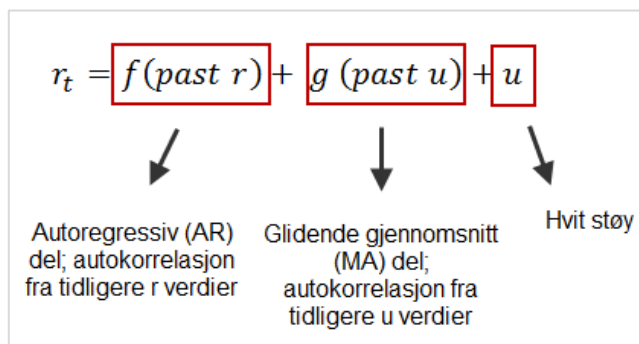
hvor μ er et konstantledd og parameterne $\theta_1, \dots, \theta_q$ kan både være positiv og negativ.

Modellen har følgende egenskaper:

- $E(r_t) = \mu$
- $Var(r_t) = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma^2 = \gamma_0$
- Kovarians $\gamma_s = \begin{cases} (\theta_s + \theta_{s+1}\theta_1 + \theta_{s+2}\theta_2 + \dots + \theta_q\theta_{q-s})\sigma^2 & = 1, 2, \dots, q \\ 0 & > q \end{cases}$

5.1.3 ARMA(p, q)-modell

Ved å kombinere en AR(p)-modell og en MA(q)-modell, får vi en ARMA(p, q)-modell. I denne modellen vil nåværende verdi av r være en linear funksjon av dens egne verdier og en kombinasjon av tidligere og nåværende hvit støy.



Figur 16. Sammenheng ARMA-modell

Frem til nå har vi fokusert på modellering av autokorrelasjon i stasjonære tidsserier. En tidsserie antas å være stasjonær hvis både gjennomsnitt og varians er tidsuavhengig. I finansøkonometri vil ARMA-modellene brukes for å predikere fremtidig avkastning. Empiri viser at gjennomsnitt og varians ligger til grunn for å predikere fremtidige avkastning. I kapittel 4.3 konkluderte vi med at alle relative tidsseriene var svakt stasjonære.

Dersom en tidsserie r_t må differensieres d antall ganger før den blir stasjonær, sies det at den er integrert av grad $d \sim I(d - 1)$. En $I(0)$ serie er en stasjonær serie. Den bør krysse gjennomsnittet ofte. En $I(1)$ serie innehar en unit root som vil si at tidsserie er ikke-stasjonær. Dette innebærer at den vandrer bort fra gjennomsnittet og krysser sjeldent gjennomsnittsverdien.

I finansforskning vil priser vanligvis være ikke-stasjonær. I dette tilfellet brukes ARIMA(p, d, q)-modellen, der d er integreringsgraden. Ved å ta log avkastning av tidsseriene $\left(r_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right)\right)$ blir serien ofte stasjonær. Prisserien blir dermed integrert av grad 0 som innebærer at den er stasjonær. I ARIMA-modellen forsvinner dermed I leddet siden $d = 0$.

Det er viktig å merke at senere i oppgaven vil vi utvidet ARMA-modellen til en VARMA-modell. Denne modellen tar høyde for flere tidsserier ved å åpne opp for en vektor (V).

5.2 Stokastiske volatilitetsmodeller

Volatilitet brukes vanligvis som et mål på risiko. Det er viktig å merke seg at man ikke kan observere volatilitet direkte. Man kan observere prisendringer og estimere volatiliteten ut i fra det. En nøkkelkarakteristikk av finansielle tidsserier er at store endringer er fulgt av store endringer (i begge retninger), samtidig som små endringer blir fulgt av små endringer.

Volatilitet oppstår i bølger. Det er dermed et behov for en modell som kan fange opp hvordan disse bølgene oppstår og hva som ligger til grunn. For å være i stand til å fange opp denne volatiliteten til tidsseriene kan vi bruke ikke-lineære modeller som fanger opp at variansen i feilleddet ikke er konstant. Vi vil først forklare ARCH-modellen, siden GARCH og BEKK-GARCH er modeller som bygger videre på en ARCH-modell.

5.2.1 Autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH)

ARCH-modellen er en ikke-lineær modell som først ble presentert av Robert Engle (1982). Antakelsen i en klassisk lineær regresjon er at variansen til feilleddet er homoskedastisk. Det vil si at feilleddet er konstant og dermed ikke varierer over tid. Ved heteroskedastisitet er ikke variansen konstant og dette er ofte tilfelle for restleddet i finansielle tidsserier. En ARCH-modell er godt egnet for å estimere slike egenskaper. Den betingede variansen til feilleddet, u_t , er forklart ved følgende funksjon:

$$\sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[(u_t - E(u_t))^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots]$$

Videre antas at $E(u_t) = 0$, slik at

$$\sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[u_t^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots]$$

Ligningen over sier at den betingede variansen til u_t , med en normalfordeling og et gjennomsnitt lik null, er lik den betingede forventningen til verdien u_t^2 . I ARCH-modellen er den betingede variansen til feilleddet, σ_t^2 , basert på tidligere kvadrerte ledd av residualene.

Formel 13. ARCH

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 \quad (13.0)$$

Modellen over er en ARCH(1)-modell siden den betingede variansen er kun avhengig av forrige periodes kvadrerte feilledd. Videre kan det sies at modellen ikke er fullstendig siden den ikke sier noe om betingede gjennomsnittet. Ved en ARCH-modell kan derimot den betingede gjennomsnittsligningen, som beskriver hvordan avhengig variabel r_t varierer over tid, ta hvilken som helst form. Et eksempel på en ARCH(1)-modell vil være

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + u_t$$

$$u_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$[\text{eller } u_t = v_t \sigma_t, v_t \sim N(0,1)]$$

$$\text{der } \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

ARCH-modellen er godt egnet til å analysere volatilitet i en tidsserie. Den har derimot ikke blitt brukt de siste årene som følge av noen svakheter. En av ARCH-modellens egenskaper er at σ_t^2 må være positive for at modellen skal gi mening. Modellen har også restriktive

begrensninger på parameterne verdier. Videre må man eventuelt bruke mange lags for å fange opp utviklingen i volatilitet. Som følge av disse begrensningene er GARCH-modeller mer brukt i praksis.

5.2.2 Generalized ARCH (GARCH)

Generalized ARCH ble introdusert av Tim Bollerslev (1986). Dette er en videreføring av ARCH-modellen hvor man lar variansen til sjokkene avhenge av egne tidligere lag. Et eksempel på GARCH (1,1)-modell:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (1.0)$$

Betingede varians er en funksjon av langsikt gjennomsnittlig verdi (α_0), informasjon om volatiliteten i forrige periode ($\alpha_1 u_{t-1}^2$) og forrige periode tilpasset varians ($\beta \sigma_{t-1}^2$). Ved å sette inn tidligere ledd av den betingede variansen ($\sigma_{t-1}^2, \sigma_{t-2}^2, \dots, \sigma_{t-q}^2$) ser vi at GARCH(1,1)-modellen er en ARCH(∞). Dette gir oss mulighet til å fange opp den betingede variansen i en enklere og mer kompakt modell. GARCH(1,1)-modell kan utvides til en GARCH (p, q)-modell hvor den betingede variansen er avhengig av q lags av kvadrert feilledd og p lag av betingede variansen.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (1.1)$$

I praksis pleier GARCH(1,1) å være tilstrekkelig for å fange opp volatilitetsklumping, og sjelden brukes en høyere ordens modell til estimering (Brooks, 2008).

5.2.3 Multivariat GARCH

Multivariate GARCH-modeller er lik formen til den univariate GARCH-modellen, bortsett fra at multivariate spesifiserer en ligning for hvordan kovariansen varierer over tid. Litteraturen spesifiserer ulike multivariate GARCH-modeller som for eksempel VECH-, diagonal VECH- og BEKK-modell. I denne oppgaven har vi valgt å se på BEKK-modellen til Engle og Kroner (1995).

BEKK-modellen tar hensyn til svakhetene ved VECH modellen ved å definere H matrisen til alltid å være positiv. Modellen er representert ved

Formel 14. Multivariat GARCH

$$H_t = \Omega' \Omega + A' \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A + B' H_{t-1} B \quad (14.0)$$

hvor A og B er en 2×2 matrise og Ω er en lavere triangulær matrise. En positiv definert kovariansmatrise blir opprettholdt ved at høyre siden av ligningen er kvadrerte parametere.

5.3 Modellen

Som nevnt tidligere ble modellen inspirert av en VARMA-GARCH-modell. Denne modellen spesifiserer den betingede gjennomsnittsligning med en vektor autoregressiv glidende gjennomsnittsligning og betingede varians ligningen med en multivariat GARCH prosess som ble foreslått av Ling et al. (2003). Videre har vi blitt inspirert av Salisu og Oloko (2015) som brukte en VARMA-BEKK-AGARCH-modell. AGARCH står for asymmetrisk GARCH som tar høyde for asymmetrisk sjokkpåvirkning på betinget varians. Vi forutsetter at det er identiske asymmetriske effekter av positive og negative sjokk som er foreslått i VARMA-GARCH-modellen. Grunnen til at vi valgte denne modellen var at i senere år har VARMA-GARCH-modellen blitt et fremtredende instrument for modellering av gjensidig avhengige tidsserier.

Videre vil vi spesifisere en bivariat VARMA(1,1)-BEKK-GARCH(1,1)-modell, hvor vi spesifiserer en betinget gjennomsnittsligning og en betinget variansligning som følger:

5.3.1 VARMA(1,1) – Betinget gjennomsnittsligning

Formel 15. VARMA(1,1)

$$R_t = \Phi + \Psi R_{t-1} + \varepsilon_t + \Upsilon \varepsilon_{t-1} \quad (15.0)$$

$$\varepsilon_t = D_t \eta_t$$

Hvor:

- $R_t = (r_t^{olje}, r_t^{SYS})$ der r_t^{olje} er logget relativ endring i pris på olje og r_t^{SYS} er logget relative endringer i systempriser på strøm på tidspunkt t respektivt.
- ψ er en (2×2) matrise som ser slik ut: $\psi = \begin{pmatrix} \psi_{11} & \psi_{12} \\ \psi_{21} & \psi_{22} \end{pmatrix}$
- Φ er en (2×1) vektor med konstante ledd (Φ^{olje}, Φ^{SYS})
- $\varepsilon_t = (\varepsilon_t^{olje}, \varepsilon_t^{SYS})$ der ε_t^{SYS} og ε_t^{olje} er feilledd fra gjennomsnittsligningen av systemprisene og oljeprisene henholdsvis.

- Y er en (2×2) matrise av koeffisientene til lagget relative priser, av formen $Y = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix}$ som forklarer sjokkringvirkninger.
- $\eta_t = (\eta_t^{olje}, \eta_t^{SYS})$ referer til en (2×1) vektor av uavhengige og identisk distribuerte feilledd.
- og $D_t = \text{diag} \left(\sqrt{h_t^{olje}}, \sqrt{h_t^{SYS}} \right)$ der h_t^{olje} og h_t^{SYS} er betingede varians av henholdsvis r_t^{olje} og r_t^{SYS} .

5.3.2 BEKK-GARCH(1,1) - Betinget variansligning

Formel 16. BEKK-GARCH(1,1)

$$H_t = \Omega' \Omega + A' \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A + B' H_{t-1} B \quad (16.0)$$

hvor A og B er kvadrat matriser og Ω er en triangulær matrise.

Disse defineres slik: $A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$, og $\Omega = \begin{bmatrix} \omega_{11} & 0 \\ \omega_{21} & \omega_{22} \end{bmatrix}$.

H_t er en varians-kovarians matrise som defineres som markedets volatilitet. Elementene i matrisen A er koeffisientene av ARCH-effektene som viser effektene av sjokk i egen tidsserie og sjokk ringvirkninger fra det andre markedet på betinget volatilitet. På samme måte vil elementene i matrise B være koeffisienter av GARCH som viser effektene av tidligere volatilitet i egen prisserie. I tillegg viser koeffisientene ringvirkninger fra den andre prisserien på den valgte prisserien. Det må påpekes at ARCH-effektene representerer korttidspersistens i volatilitet, siden effektene av sjokk på betinget volatilitet antas ikke å vare lenge. GARCH derimot vil representere langsiktig volatilitetspersistens gitt autoregresjonen i den betingede volatiliteten. Summeringen av ARCH og GARCH for en bestemt tidsserie er forventet å være positiv og mindre enn 1, for å kunne oppfylle «mean reverting» forutsetningen. Sagt på en annen måte for at den langsiktige likevekten skal bli etablert. I tillegg vil omfanget for summeringen av GARCH-elementene bestemme farten til konvergensen av den betingede volatiliteten til dens langsiktige likevekt. Det bestemmer med andre ord tiden inntil tidsserien blir fri for ARCH-effekter. Jo lavere summeringen av begge elementene blir, jo lengre vil konvergensperioden være.

5.3.3 Modellens koeffisienter

ψ_{11}	– dagens oljeprisendring påvirkes av gårsdagens oljeprisendring
ψ_{21}	– dagens systemprisendring påvirkes av gårsdagens oljeprisendring
ψ_{12}	– dagens oljeprisendring påvirkes av gårsdagens systemprisendring
ψ_{22}	– dagens systemprisendring påvirkes av gårsdagens systemprisendring
γ_{11}	– dagens oljeprisendringer påvirkes av gårsdagens sjokk i oljeprisen
γ_{21}	– dagens systemprisendringer påvirkes av gårsdagens sjokk i oljeprisen
γ_{12}	– dagens oljeprisendringer påvirkes av gårsdagens sjokk i systemprisen
γ_{22}	– dagens systemprisendringer påvirkes av gårsdagens sjokk i systemprisen
a_{11}	– dagens oljeprisendringer påvirkes av egne tidligere lagget sjokk
a_{12}	– dagens oljeprisendringer påvirkes av tidligere lagget sjokk i systemprisen
a_{21}	– dagens systemprisendringer påvirkes av tidligere lagget sjokk i oljeprisen
a_{22}	– dagens systemprisendringer påvirkes av egne tidligere lagget sjokk
b_{11}	– dagens oljeprisendringer påvirkes av tidligere volatilitet i oljemarkedet
b_{12}	– dagens oljepris påvirkes av tidligere volatilitet i strømmarkedet
b_{21}	– dagens systempriser påvirkes av tidligere volatilitet i oljemarkedet
b_{22}	– dagens systempris påvirkes av tidligere volatilitet i strømmarkedet

Tabell 5. Modellens koeffisienter

6. Resultater og tolkning

I denne delen av oppgaven skal vi gjøre en grundig analyse av resultatene ved å tolke de statistisk signifikante koeffisientene.

6.1 Perioden 2006 til 2016

	Hele utvalget Olje & Systempris
<i>VARMA (1,1)</i>	
ϕ_{10}	-0,000(0,001)
ψ_{11}	-0,180(NA)
ψ_{12}	0,040(NA)
γ_{11}	-0,206(NA)
γ_{12}	0,0387(NA)
<hr/>	
ϕ_{20}	-0,000(0,001)
ψ_{21}	-0,527(NA)
ψ_{22}	0,406(NA)
γ_{21}	-0,497(NA)
γ_{22}	0,496(NA)
<hr/>	
<i>BEKK-GARCH(1,1)</i>	
ω_{11}	2,222(0,049)***
ω_{21}	-0,053(0,19)
ω_{22}	9,207(NA)
a_{11}	0,1(0,046)*
a_{12}	0,02(0,094)
a_{21}	0,02(NA)
a_{22}	0,1(NA)
b_{11}	0,8(0,004)***
b_{12}	0,1(0,011)***
b_{21}	0,1(NA)
b_{22}	0,8(0,006)***
Observasjoner	2632
Signif. nivå: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1	

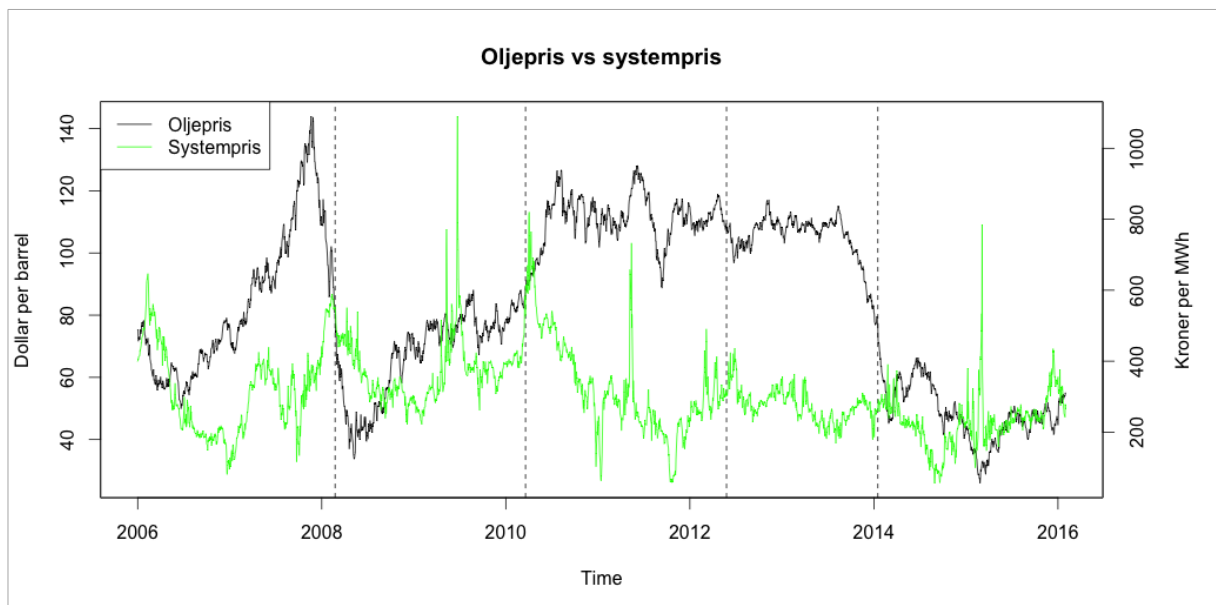
Tabell 6. Resultater VARMA(1,1)-BEKK-GARCH(1,1) 2006-2016

Tabell 6 viser en oversikt over resultatene for hele perioden fra 2006 til 2016. Ved å se på VARMA delen av modellen får vi ingen signifikante koeffisienter i perioden. Det kan skyldes at positive og negative utslag nuller hverandre ut på sikt. I BEKK-GARCH delen av modellen har vi flere signifikante koeffisienter. Alle koeffisientene i b-matrisen er signifikante utenom b_{21} . B-matrisen sier noe om volatilitetsendring på lengre sikt. Koeffisienten b_{11} er signifikant med en verdi på 0,8. Den sier at dagens oljeprisendring påvirkes av gårstdagens volatilitet i oljemarkedet. b_{12} er også signifikant med en verdi på 0,1. Dette innebærer at dagens oljeprisendring påvirkes av gårstdagens volatilitet i strømmarkedet. Videre er b_{22} signifikant med en verdi på 0,8. Denne koeffisienten sier at dagens systemprisendring påvirkes av gårstdagens volatilitet i strømmarkedet.

Ut fra disse resultatene ser det ut som dagens oljeprisendring kan forklares av gårsdagens volatilitet i strømmarkedet. Dette bør tolkes med en viss forsiktighet. Grunnen til dette er at strømprisen bestemmes i større grad lokalt enn oljeprisen. Det er faktorer som for eksempel temperaturforskjeller og nedbørsmengde som er avgjørende for strømprisen. Oljeprisen på den andre siden settes globalt og vil være mer politisk styrt. Siden Norge er en liten, åpen økonomi vil globale faktorer som for eksempel oljeprisen være med på å påvirke norsk økonomi. Videre vil vi dele i perioder for å se om resultatene fortsatt holder.

6.1.1 Inndeling i underperioder

Resultatene ved å se på hele perioden gir få signifikante koeffisienter. Dette kan gi indikasjon på at positive og negative endringer går mot hverandre på sikt. Ved å se på endogene strukturelle brudd til tidsserien kan man muligens fjerne denne effekten. Figur 17 viser den historiske utviklingen til oljeprisen og systemprisen. Videre er de endogene strukturelle bruddene til oljeprisen inkludert i figuren. Oljeprisen gir tydelige brudd i perioden. Dette kan skyldes at oljemarkedet er et effisient marked og reflekterer all tilgjengelig informasjon på et mer globalt nivå enn systemprisen.



Figur 17. Olje- og systempris med strukturelle bruddene til oljeprisen

```

Optimal (m+1)-segment partition:
Call:
breakpoints.formula(formula = y ~ 1)
Breakpoints at observation number:
m = 1                2104
m = 2           1114   2090
m = 3    561     1100   2090
m = 4    561     1101 1671 2100
m = 5    394 788 1182 1666 2100

Corresponding to breakdates:
m = 1                                2014(16)
m = 2           2010(70)             2014(2)
m = 3    2008(39)           2010(56)   2014(2)
m = 4    2008(39)           2010(57) 2012(105) 2014(12)
m = 5    2007(133) 2009(5) 2010(138) 2012(100) 2014(12)

Fit:
m  0      1      2      3      4      5
RSS 1913913 1136800 590733 520940 512899 600435
BIC 24836   23480   21772   21457   21432   21863

```

Tabell 7. Strukturelle brudd – Oljepris

```

Confidence intervals for breakpoints
of optimal 5-segment partition:
Call:
confint.breakpointsfull(object = bp.oil)
Breakpoints at observation number:
2.5 % breakpoints 97.5 %
1  554      561      586
2 1100     1101     1103
3 1651     1671     1691
4 2099     2100     2101

Corresponding to breakdates:
2.5 % breakpoints 97.5 %
1 2008(32) 2008(39) 2008(64)
2 2010(56) 2010(57) 2010(59)
3 2012(85) 2012(105) 2012(125)
4 2014(11) 2014(12) 2014(13)

```

Tabell 8. Konfidensintervallene til strukturelle bruddene til oljeprisen

Tabell 7 og 8 viser de strukturelle bruddene til oljeprisen og bruddenes konfidensintervall. I 2014 oppstår det første bruddet med lavest konfidensintervall. Dette bruddet har et konfidensintervall på pluss minus en dag. Videre er det et tydelig brudd i 2008. Dette bruddet har noe høyere konfidensintervall med minus 5 dager, pluss 25 dager. Både i 2008 og 2014 fikk oljeprisen et kraftig fall som kommer tydelig frem i figur 17.

Basert på resultatene over og oljeprisens utvikling vil det være hensiktsmessig å se på perioden før og etter 2008 og 2014. Det er også gjort en ekstra sjekk for koeffisientsignifikans ved å se på bruddet i 2010.

Kapittel 4.4 viste avvik på de strukturelle bruddene til oljeprisen og systemprisen. Som følge av dette har vi gjort en robusthetssjekk ved å se på de endogene strukturelle bruddene til systemprisen.

6.2 Før og etter 2008

I denne delen har vi tolket resultatene for perioden før og etter 2008. Før 2008 hadde oljeprisen en kraftig økning. Utvikling til oljeprisen etter fallet i 2008 har vært en økning frem mot 2011 og etterfulgt av et nytt fall i 2014.

	Før 2008	Etter 2008
	Olje & Systempris	Olje & Systempris
<i>VARMA (1,1)</i>		
ϕ_{10}	0,000(NA)	-0,000(0,000)
ψ_{11}	-0,751(0,345)*	0,266(0,298)
ψ_{12}	-0,0001(0,024)	0,024(0,026)
γ_{11}	-0,756(0,338)*	0,244(0,030)
γ_{12}	0,018(0,033)	0,020(0,027)
ϕ_{20}	-0,000(NA)	-0,000(0,000)
ψ_{21}	6,994(2,265)**	1,622(2,194)
ψ_{22}	-0,251(0,491)	0,837(0,096)***
γ_{21}	6,870(2,28)**	1,665(2,253)
γ_{22}	-0,103(0,515)	0,916(0,084)***
<i>BEKK-GARCH(1,1)</i>		
ω_{11}	2,027(NA)	2,259(0,058)***
ω_{21}	0,05(0,239)	-0,089(0,219)
ω_{22}	1,639(0,468)***	9,435(NA)
a_{11}	0,033(0,082)	0,100(0,056)
a_{12}	0,085(0,127)	0,020(0,113)
a_{21}	0,019(0,018)	0,020(NA)
a_{22}	0,587(0,063)***	0,100(NA)
b_{11}	0,111(NA)	0,111(NA)
b_{12}	-0,26(0,501)	0,100(0,013)***
b_{21}	-0,011(0,017)	0,100(NA)
b_{22}	0,82(0,037)*	0,800(0,007)***
Observasjoner	561	2071
Signif. nivå: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1		

Tabell 9. Resultater før & etter 2008

6.2.1 VARMA

Ved å se på perioden før og etter 2008 får vi signifikante verdier. Det vil si at bruddet fanger opp endringer og sjokk som ikke fanges opp ved å se på hele perioden.

I perioden før 2008 er ψ_{21} signifikant med en verdi på 6,994. Denne koeffisienten sier at dagens systemprisendring påvirkes av gårsdagens oljeprisendring. Videre er γ_{21} signifikant og har en verdi på 6,87. Koeffisienten sier at gårsdagens sjokk i oljeprisendringen påvirker dagens systemprisendring. Det vil si at systemprisen er sensitiv for uforutsigbare sjokk i oljeprisen. Disse resultatene gjelder derimot ikke for perioden etter 2008. I den perioden har vi signifikante verdier for koeffisientene ψ_{22} og γ_{22} som forteller oss at dagens systemprisendring er påvirket av gårsdagens systemprisendring og sjokk.

6.2.2 BEKK-GARCH

I perioden før 2008 er a_{22} signifikant med en verdi på 0,587. Denne koeffisienten sier at systemprisendringen påvirkes av tidligere sjokk i strømmarkedet. b_{22} var før 2008 svakt signifikant med en verdi på 0,82. Etter 2008 ble koeffisienten sterkt signifikant med en verdi på 0,80. Det vil si at dagens systemprisendring påvirkes av tidligere volatilitet i strømmarkedet. Dette resultatet får vi også i 2014, men med lavere verdi på koeffisienten før 2014. Det innebærer at etter et oljeprisfall vil volatiliteten i oljepris ha mindre å si for strømprisene. b_{12} har en verdi på 0,1 og bare signifikant etter 2008. Den forteller at gårsdagens volatilitet i strømmarkedet påvirker dagens oljeprisendring. Det vil si at etter et kraftig fall i oljeprisen vil endringene i systemprisen påvirke volatiliteten både i strømmarkedet og oljemarkedet. Det er intuitivt at systemprisen påvirker volatilitet i egne priser. Det at strømprisen påvirker oljeprisen i perioden etter et kraftig fall bør tolkes med forsiktighet. Det kan være en spuriøs sammenheng eller en bakenforliggende variabel som skaper denne ringvirkningen.

6.3 Før og etter 2014

I dette delkapittelet tolkes resultatene før og etter 2014. I perioden fra 2006 til 2014 stiger oljeprisen kraftig frem til 2008. Videre øker den igjen i 2011 og ligger relativt stabilt før fallet i 2014. Etter 2014 har oljeprisen holdt seg på et lavt nivå.

	Før 2014	Etter 2014
	Olje & Systempris	Olje & Systempris
<i>VARMA (1,1)</i>		
ϕ_{10}	-0,000(0,001)	0,000(NA)
ψ_{11}	-0,676(NA)	0,952(NA)
ψ_{12}	-0,007(NA)	0,107(NA)
γ_{11}	-0,691(NA)	0,898(NA)
γ_{12}	0,001(NA)	0,098(NA)
<hr/>		
ϕ_{20}	-0,000(0,001)	0,001(NA)
ψ_{21}	1,153(NA)	3,169(NA)
ψ_{22}	0,513(NA)	0,541(NA)
γ_{21}	1,071(NA)	3,513(NA)
γ_{22}	0,576(NA)	0,686(NA)
<i>BEKK-GARCH(1,1)</i>		
ω_{11}	2,048(0,048)***	2,698(0,175)***
ω_{21}	0,188(0,311)	-0,764(0,583)
ω_{22}	8,141(0,125)***	12,379(NA)
a_{11}	0,095(NA)	0,1(0,101)
a_{12}	0,02(0,123)	0,02(0,222)
a_{21}	0,029(0,006)***	0,02(NA)
a_{22}	0,113(NA)	0,1(NA)
b_{11}	0,161(0,056)**	0,8(0,01)***
b_{12}	-0,016(0,328)	0,1(0,027)***
b_{21}	-0,102(0,015)***	0,1(NA)
b_{22}	0,163(0,08)*	0,8(0,013)***
Observasjoner	2104	528
Signif. nivå: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1		

Tabell 10. Resultater før og etter 2014

6.3.1 VARMA

Det er ingen signifikante verdier før og etter 2014. Dette innebærer at det hverken er autoregressive sammenhenger eller glidende gjennomsnitt på tidligere lag.

6.3.2 BEKK-GARCH

I perioden før 2014 er a_{21} signifikant med en verdi på 0,029. Koeffisienten sier at tidligere sjokk i oljemarkedet påvirker dagens systemprisendringer. Ved å se på bruddet i 2010¹⁰ er a_{21} signifikant både før og etter. Dette er bemerkelsesverdig siden denne effekten ikke kan observeres ved et oljeprisfall.

Koeffisienten b_{11} sier at gårsdagens volatilitet i oljemarkedet påvirker dagens oljeprisendring. Denne koeffisienten har en verdi på 0,161 før 2014. Etter 2014 er koeffisienten mer signifikant med en verdi på 0,8. Bruddet i 2010 viser like sterke signifikante koeffisienter både før og etter. Denne effekten styrker argumentet om volatilitetsklumping siden sjokkene har større påvirkningsgrad ved store prissvingninger.

b_{21} har en verdi på -0,102 og er bare signifikant før 2014. Denne koeffisienten sier at volatiliteten i oljemarkedet påvirker negativt dagens endringer i systempriser. I perioden etter 2014 er b_{12} signifikant med en verdi på 0,1. Dette innebærer at etter oljeprisfallet er det volatiliteten i strømmarkedet som påvirker oljeprisendringene. Det samme mønsteret ser vi ved bruddet i 2010 og 2008. Som tidligere nevnt må denne sammenhengen tolkes med en viss forsiktighet. Det skyldes at sannsynlighet er liten for at et lokalt marked som det nordiske strømmarkedet skal kunne påvirke et globalt oljemarked.

b_{22} er svakt signifikant før 2014 med en verdi på 0,163. Etter 2014 er koeffisient sterkt signifikant med en verdi på 0,8. Denne koeffisienten sier at volatiliteten i strømmarkedet påvirker dagens systempris positivt. Siden signifikansen til denne koeffisienten økte i perioden etter 2014, kan dette tyde på at tidligere volatilitet i strømmarkedet påvirker dagens strømpriser mye mer i perioder etter store oljeprisfall enn ellers.

6.4 Robusthetstest ved endogene strukturelle brudd til systemprisen

Resultatene ved de strukturelle bruddene til systemprisen¹¹ er ikke like signifikante som resultatene over. Bruddet til systemprisen i 2008 kommer nesten 100 observasjoner tidligere enn oljeprisen sitt brudd. Dette ser man ved å se på antall observasjoner før bruddet. Det vil si

¹⁰ APPENDIKS: Tabell 15. Resultater med oljeprisens strukturelle brudd

¹¹ APPENDIKS: Tabell 13. Strukturelle brudd – Systempris

at perioden etter 2008 inneholder oljeprisens kraftige fall. Det at koeffisienten b_{11} blir signifikant i denne perioden er dermed ikke urimelig å anta. Dette innebærer at gårsdagens volatilitet i oljemarkedet påvirker dagens oljeprisendringer.

I perioden før og etter 2014 kommer bruddet til systemprisen etter oljeprisen med omtrent 50 observasjoner. Det gjør at perioden før 2014 inkluderer både oljeprisfallet i 2008 og 2014. Den eneste signifikante verdien før 2014 er a_{22} som sier at dagens systempris er forklart av tidligere sjokk i systemprisen. I perioden etter 2014 er resultatene like som ved oljeprisbruddet.

Resultatene ved å bruke endogene strukturelle brudd som er generert av systemprisen bekrefter våre funn om ringvirkninger til tidligere volatilitet i egne markeder. Periodene inneholder oljeprisfallet noe som kan være grunnen til at vi mister effekten av at olje påvirker systemprisen. Det blir dermed mer riktig å bruke bruddene til oljeprisen.

	<u>Før 2008</u>	<u>Etter 2008</u>	<u>Før 2014</u>	<u>Etter 2014</u>
	<u>Olje & Systempris</u>	<u>Olje & Systempris</u>	<u>Olje & Systempris</u>	<u>Olje & Systempris</u>
<i>VARMA (1,1)</i>				
ϕ_{10}	0,003(0,002)	0(0)	0(0)	0,001(NA)
ψ_{11}	-1,384(0,827)	0,284(NA)	0,151(NA)	8,643(NA)
ψ_{12}	-0,066(0,104)	-0,02(NA)	-0,02(NA)	0,565(NA)
γ_{11}	1,376(0,825)	-0,274(NA)	-0,127(NA)	-8,609(NA)
γ_{12}	0,062(0,112)	0,019(NA)	0,023(NA)	-0,558(NA)
ϕ_{20}	-0,018(0,017)	-0,001(0,001)	0(0,001)	0,003(NA)
ψ_{21}	14,075(9,304)	-2,411(NA)	-2,051(NA)	22,99(NA)
ψ_{22}	0,59(0,912)	0,799(NA)	0,572(NA)	1,66(NA)
γ_{21}	-13,986(9,306)	2,441(NA)	2,161(NA)	-23,42(NA)
γ_{22}	-0,721(0,909)	-0,879(NA)	-0,642(NA)	-1,81(NA)
<i>BEKK-GARCH(1,1)</i>				
ω_{11}	1,836(NA)	2,289(0,056)***	0,421(NA)	2,684(0,187)***
ω_{21}	0,068(NA)	-0,12(0,214)	0,031(0,873)	-0,814(0,619)
ω_{22}	1,738(NA)	9,363(NA)	6,204(0,131)***	12,468(NA)
a_{11}	0,076(NA)	0,1(0,052)	0,311(NA)	0,1(0,11)
a_{12}	0,318(0,157)*	0,02(0,105)	0,026(0,116)	0,02(0,244)
a_{21}	0,03(NA)	0,02(NA)	0,002(0,005)	0,02(NA)
a_{22}	0,628(0,043)***	0,1(NA)	0,796(0,04)***	0,1(NA)
b_{11}	0,151(NA)	0,8(0,005)***	0,928(NA)	0,8(0,011)***
b_{12}	-0,5(NA)	0,1(0,012)***	0,002(0,035)	0,1(0,028)***
b_{21}	-0,01(NA)	0,1(NA)	0,001(0,006)	0,1(NA)
b_{22}	0,791(0,04)***	0,8(0,007)***	0(0)	0,8(0,014)***
Observasjoner	466	2166	2155	477
Signif. nivå: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				

Tabell 11. Resultater med endogene strukturelle brudd til systemprisen

7. Oppsummering

7.1.1 Konklusjon

Oppgaven har sett på ringvirkninger i energimarkedet. Dette markedet er et komplekst marked med påvirkningsfaktorer både lokalt og globalt. Det har dermed vært viktig å avgrense oppgaven. Vi har brukt omfattende daglig data fra Nord Pool og Thomson Reuters. Høyfrekvensdata er med på å styrke oppgavens validitet. Tidligere forskning innenfor energimarkedet bruker varianter av VARMA-GARCH-modeller for å se på volatilitet, sjokkringvirkninger og asymmetriske effekter i markedet. Salisu og Oloko (2015) skrev en artikkel om oljeprisens påvirkning på det amerikanske aksjemarkedet som har vært inspirasjon til vår oppgave.

Siden Norge er en oljenasjon og vannkraft står for 99 prosent av kraftproduksjonen i landet falt det naturlig å se på oljeprisen og systemprisen. Ved en grundig analyse av energikildene i kapittel 4 så vi at olje, gass og kull har en relativ lik trend. Videre finnes det korrelasjoner mellom disse energikildene. Oljeprisen og systemprisen inneholdt derimot ingen korrelasjon, men en høy Granger kausalitet.

VARMA-BEKK-GARCH-modellen som er brukt i oppgaven modellerer volatilitet og fanger opp ringvirkningseffekter. Denne modellen er brukt for å besvare problemstillingen om ringvirkningene som oljeprisen har på systemprisen i det norske markedet. Hypotesen var at oljeprisens volatilitet vil ha ringvirkninger på systemprisen. Det skyldes at oljeprisen er politisk styrt og settes mer globalt enn systemprisen. Norge er en liten, åpen økonomi som påvirkes av globale faktorer, og strømmarkedet er ingen unntak. Hypotesen er derfor naturlig å anta. Resultatene bekrefter hypotesen om ringvirkninger i perioden 2006 til 2016.

I perioden fra 2006 til 2016 skjedde det mye med oljeprisen som kan tyde på at man mister noen effekter dersom man ikke tar høyde for disse. Ved å legge til endogene strukturelle brudd utledet av Perron-Yabu vil man kunne sjekke for dette. Resultatene viste at ved kraftig oljeprisfall vil ikke ringvirkningene påvirke systemprisene lenger. Her vil tidligere volatilitet og sjokk i systempriser være bestemmende for dagens systemprisendringer. I tillegg ser vi at endringer i oljeprisen kan forklares av systemprisen i perioden etter et oljeprisfall. De siste resultatene var ikke forventet og burde tolkes med en viss forsiktighet.

Solibakke (2002) har konkludert med at tidligere sjokk-effekter (ARCH) er høyere og mer persistente enn tidligere volatilitetseffekter (GARCH) når de studerte det nordiske

kraftmarkedet. Dette resultatet var ikke fanget opp blant våres resultater. Dette kan henge sammen med at vi har studert hele energimarkedet og ikke bare strømmarkedet. I tillegg til det har Solibakke (2002) brukt en annen modell som ikke tar hensyn til strukturelle brudd, slik vi har gjort. Dette er i tråd med generell antakelse om at ulik bruk av data og modeller gir ulike funn på samme forskningsspørsmål.

7.1.2 Videre forskning

Oppgaven legger til grunn spotpriser. Dette ble gjort for å avgrense oppgaven. Det ville vært interessant å se på om resultatene blir tilsvarende ved å se på futures priser. Futures prisen er utledet av spotprisen. Det vil si at i teorien skal futures prisen inneholde all informasjon og dermed ikke gi ulike resultater.

Videre er verdens energimarked i stadig endring. EU holder på å utvikle et lovverk for å gjøre markedskoblingene bindende og dermed gi rammene for et felles integrert elektrisitetmarked i Europa. I tillegg ble eksportforbudet for gass i USA opphevet i 2016. Dette tilsier fremtidige endringer i gassprisene, og dermed andre energikilder fremover, samt et integrert energimarked på et globalt nivå.

Videre forskning burde kartlegge alle sammenhengene i en større modell. Det er mulig at det er et eller flere mellomledd som ikke fanges opp i denne oppgaven. Ved å kjøre en VARMA-BEKK-GARCH-modell på olje og kull har vi sett at perioden etter 2008 var det oljeprisen som påvirket kullprisen. Siden vi har sett at det er en korrelasjon mellom strømpris og kullpris kan det tenkes at kull er et mellomledd mellom olje- og systempris.

I vår oppgave har vi antatt at valuta ikke har noe effekt siden vi så en felles trend. EUR/NOK og systemprisens utvikling går i motsatt retning¹². Dette er ikke hensyntatt i oppgaven vår og kunne vært et ytterligere forslag til videre forskning.

¹² APPENDIKS: Figur 22. Historisk utvikling EUR/NOK og systempris.

8. Referanser

Nettsteder:

<http://www.investopedia.com>

<http://www.itl.nist.gov/>

<https://www.journals.elsevier.com/energy-economics/>

<http://www.nordpoolspot.com>

<http://www.norsketroleum.no/>

<http://www.npd.no/>

<http://www.oecd.org/>

<http://www.opec.org>

<http://www.skagerakenegi.no>

<http://www.snl.no>

<http://www.statkraft.no/>

<http://www.statnett.no/>

<http://www.strombytte.no>

<http://sysla.no>

<http://www.wikipedia.com>

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

<https://www.regjeringen.no>

<https://www.worldcoal.org/>

Thomson Reuters

Nord Pool ftp-server:

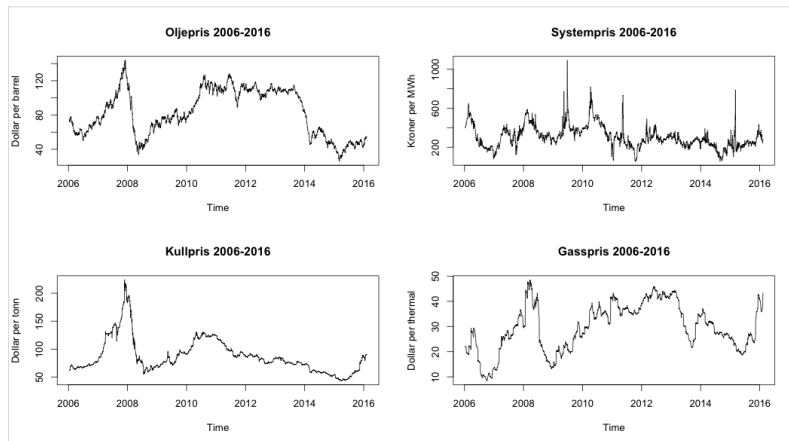
<ftp.nordpoolgroup.com>

Artikler og litteratur:

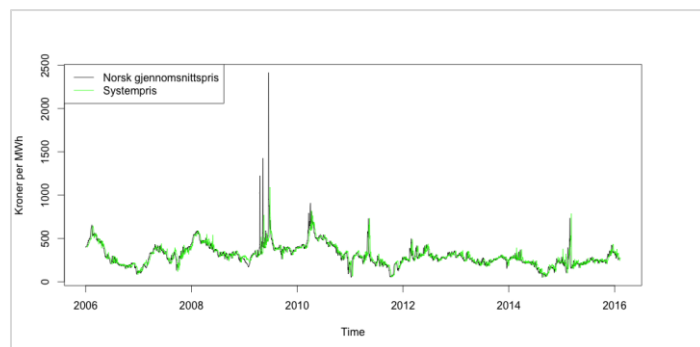
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X. & Ebens, H. (2001). The Distribution of Realized Stock Return Volatility. *Journal of Financial Economics*, 61(1), 43-76. doi: 10.1016/S0304-405X(01)00055-1
- ArgusMedia. (2017). Hentet fra <http://www.argusmedia.com/>
- Bai, J. (1993). Least Squares Estimation of a Shift in Linear Processes, . *Journal of Time Series Analysis*, 15(5), 453-472.
- Bai, J. (1997a). Estimating Multiple Breaks One at a Time. *Econometric Theory*, 13(3), 315-352.
- Bai, J. (1997b). Estimation of a Change Point in Multiple Regression Models. *Review of Economics and Statistics*, 79, 551-563.
- Bai, J. & Perron, P. (1998). Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. *Econometrica*, 66(1), 47-78. doi: 10.2307/2998540
- Bai, J. & Perron, P. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 1-22. doi: 10.1002/jae.659
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. (ARCH, Autoregressive Conditional Heteroskedastic, GARCH, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic). *Journal of Econometrics*, 31, 307.
- BP. (2016). *BP Statistical Review of World Energy June 2016*. Hentet fra <https://www.bp.com/content/dam/bp/pdf/energy-economics/statistical-review-2016/bp-statistical-review-of-world-energy-2016-full-report.pdf>
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance* (2nd ed. utg.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Christie, A. A. (1982). The Stochastic Behavior of Common Stock Variances: Value, Leverage and Interest Rate Effects. *Journal of Financial Economics*, 10(4), 407-432. doi: 10.1016/0304-405X(82)90018-6
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007. doi: 10.2307/1912773
- Engle, R. F. & Kroner, K. F. (1995). Multivariate Simultaneous Generalized Arch. *Econometric Theory*, 11(1), 122-150.
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617. doi: 10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x
- Granger, C. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica (pre-1986)*, 37(3), 424.
- Gujarati, D. (2011). *Econometrics by example : adapted for the course MET 3592 Økonometri at BI Norwegian Business School*. Basingstoke: Palgrave Macmillan.
- Hull, J. (2012). *Options, futures, and other derivatives : Solutions manual* (8th ed., global ed. utg.). Boston, Mass: Pearson.
- Ling, S., Li, W. K. & McAleer, M. (2003). Estimation and Testing for Unit Root Processes with GARCH (1, 1) Errors: Theory and Monte Carlo Evidence. 22(2), 179-202.
- Ljung, G. M. & Box, G. E. P. (1978). On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*, 65(2), 297-303. doi: 10.2307/2335207
- Lucia, J. J. & Schwartz, E. S. (2002). Electricity Prices and Power Derivatives: Evidence from the Nordic Power Exchange.(Author abstract). *Review of Derivatives Research*, 5(1), 5.
- McAleer, M., Hoti, S. & Chan, F. (2009). Structure and Asymptotic Theory for Multivariate Asymmetric Conditional Volatility. *Econometric Reviews*, 28(5), 422-440. doi: 10.1080/07474930802467217

- Narayan, P. K. & Liu, R. (2015). A Unit Root Model for Trending Time-Series Energy Variables. *Energy Economics*, 50, 391-402. doi: 10.1016/j.eneco.2014.11.021
- NordPool. (2015). *Annual report 2015*. Hentet fra http://www.nordpoolspot.com/globalassets/download-center/annual-report/annual-report_nord-pool_2015.pdf
- Oljedirektoratet. (2017). Hentet fra <http://www.npd.no/>
- Salisu, A. A. & Oloko, T. F. (2015). Modeling Oil Price–US Stock Nexus: A VARMA–BEKK–AGARCH approach. *Energy Economics*, 50, 1-12. doi: 10.1016/j.eneco.2015.03.031
- Sandbag, Europe, C., HEAL & Office, W. E. P. (2016). *Europe's Dark Cloud - How Coal-Burning Countries are Making their Neighbours Sick*. Hentet fra http://env-health.org/IMG/pdf/dark_cloud-full_report_final.pdf
- Solibakke, P. B. (2002). Efficiently Estimated Mean and Volatility Characteristics for the Nordic Spot Electric Power Market. *International Journal of Business*, 7(2).
- SSB, S. S. (2017). Hentet fra <http://www.ssb.no/>
- Stock, J. & Watson, M. (2012). *Introduction to Econometrics* (3. utg.): Pearson.
- Sun, J. & Shi, W. (2015). Breaks, Trends, and Unit Roots in Spot Prices for Crude Oil and Petroleum Products. *Energy Economics*, 50, 169-177. doi: 10.1016/j.eneco.2015.05.001

Appendiks:



Figur 18. Historisk utvikling energikildene



Figur 19. Sammenligning av norsk områdepris og systempris

```

Optimal (m+1)-segment partition:

Call:
breakpoints.formula(formula = P$Sys ~ 1)

Breakpoints at observation number:

m = 1      1290
m = 2      858 1252
m = 3      466 860 1254
m = 4      466 860 1254      2154
m = 5      465 859 1253 1647 2154

Corresponding to breakdates:

m = 1              2010(246)
m = 2      2009(75) 2010(208)
m = 3      2007(205) 2009(77) 2010(210)
m = 4      2007(205) 2009(77) 2010(210)      2014(66)
m = 5      2007(204) 2009(76) 2010(209) 2012(81) 2014(66)

Fit:

m  0      1      2      3      4      5
RSS 33505459 25551022 21800396 20897833 20252496 20167839
BIC  32373   31675   31273   31178   31111   31115

```

Tabell 12. Strukturelle brudd - Systempris

```

Optimal (m+1)-segment partition:
Call:
breakpoints.formula(formula = PGass ~ 1)

Breakpoints at observation number:

m = 1          1057
m = 2          1098   1931
m = 3          394   1099   1931
m = 4          394   1099  1537  1931
m = 5          394  788  1182  1576  1970

Corresponding to breakdates:

m = 1          2010(13)
m = 2          2010(54)          2013(104)
m = 3          2007(133)         2010(55)          2013(104)
m = 4          2007(133)         2010(55)         2011(232)         2013(104)
m = 5          2007(133)         2009(5)          2010(138)         2012(10)          2013(143)

Fit:
m  0      1      2      3      4      5
RSS 230620 168813 123832 104069 98933 106973
BIC 19264 18459 17659 17217 17099 17320

```

Tabell 13. Strukturelle brudd - Gasspris

```

Optimal (m+1)-segment partition:
Call:
breakpoints.formula(formula = PKull ~ 1)

Breakpoints at observation number:

m = 1          1679
m = 2          584   1911
m = 3          590  1055  1449
m = 4          590  1054  1448   2119
m = 5          587  981  1378  1772  2166

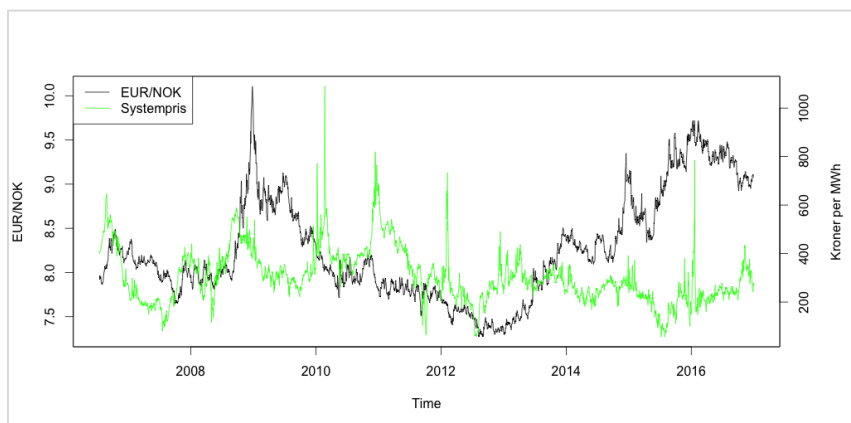
Corresponding to breakdates:

m = 1          2012(113)
m = 2          2008(62)          2013(84)
m = 3          2008(68)         2010(11)         2011(144)
m = 4          2008(68)         2010(10)         2011(143)          2014(31)
m = 5          2008(65)         2009(198)        2011(73)          2012(206)         2014(78)

Fit:
m  0      1      2      3      4      5
RSS 2395869 1778250 1665131 1460911 1305209 1308729
BIC 25428 24658 24501 24172 23891 23914

```

Tabell 14. Strukturelle brudd - Kullpris



Figur 20. Historisk utvikling EUR/NOK og systempris

	Hele utvalget		Før 2008		Etter 2008		Før 2014		Etter 2014		Før 2010		Etter 2010	
	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris	Olje & Systempris
VARMA (1,1)														
ϕ_{20}	-0,000(0,001)	0,000(NA)	-0,000(0,000)	-0,000(0,001)	0,001(NA)	0,000(0,001)	0,000(NA)	0,000(NA)	0,000(NA)	0,000(0,001)	0,000(0,001)	0,000(0,001)	0,001(NA)	0,001(NA)
ψ_{11}	-0,180(NA)	-0,751(0,345)*	0,266(0,298)	-0,676(NA)	0,952(NA)	-0,747(NA)	0,952(NA)	0,952(NA)	0,952(NA)	-0,747(NA)	-0,747(NA)	-0,747(NA)	1,835(NA)	1,835(NA)
ψ_{12}	0,040(NA)	-0,000(0,024)	0,024(0,026)	-0,007(NA)	0,107(NA)	-0,108(0,046)*	0,107(NA)	0,107(NA)	0,107(NA)	-0,108(0,046)*	-0,108(0,046)*	-0,108(0,046)*	0,363(NA)	0,363(NA)
γ_{11}	-0,206(NA)	-0,756(0,338)*	0,244(0,030)	-0,691(NA)	0,898(NA)	-0,749(NA)	0,898(NA)	0,898(NA)	0,898(NA)	-0,749(NA)	-0,749(NA)	-0,749(NA)	-1,788(NA)	-1,788(NA)
γ_{12}	0,0387(NA)	0,018(0,033)	0,020(0,027)	0,001(NA)	0,098(NA)	0,102(0,054)	0,098(NA)	0,098(NA)	0,098(NA)	0,102(0,054)	0,102(0,054)	0,102(0,054)	-0,358(NA)	-0,358(NA)
ϕ_{20}	-0,000(0,001)	-0,000(NA)	-0,000(0,000)	-0,000(0,001)	0,001(NA)	0,000(0,002)	0,001(NA)	0,001(NA)	0,001(NA)	0,000(0,002)	0,000(0,002)	0,000(0,002)	0,005(NA)	0,005(NA)
ψ_{21}	-0,527(NA)	6,994(2,265)**	1,627(2,194)	1,153(NA)	3,169(NA)	1,68(1,285)	3,169(NA)	3,169(NA)	3,169(NA)	1,68(1,285)	1,68(1,285)	1,68(1,285)	10,024(NA)	10,024(NA)
ψ_{22}	0,406(NA)	-0,251(0,491)	0,837(0,096)***	0,513(NA)	0,541(NA)	0,427(0,133)**	0,541(NA)	0,541(NA)	0,541(NA)	0,427(0,133)**	0,427(0,133)**	0,427(0,133)**	2,239(NA)	2,239(NA)
γ_{21}	-0,497(NA)	6,870(2,28)**	1,665(2,253)	1,071(NA)	3,513(NA)	-1,605(1,279)	3,513(NA)	3,513(NA)	3,513(NA)	-1,605(1,279)	-1,605(1,279)	-1,605(1,279)	-10,202(NA)	-10,202(NA)
γ_{22}	0,496(NA)	-0,103(0,515)	0,916(0,084)***	0,576(NA)	0,686(NA)	-0,632(0,122)***	0,686(NA)	0,686(NA)	0,686(NA)	-0,632(0,122)***	-0,632(0,122)***	-0,632(0,122)***	-2,277(NA)	-2,277(NA)
BEKK-GARCH(1,1)														
ω_{11}	2,222(0,049)***	2,027(NA)	2,259(0,058)***	2,048(0,048)***	2,698(0,175)***	0,511(0,118)***	2,698(0,175)***	2,698(0,175)***	2,698(0,175)***	0,511(0,118)***	0,511(0,118)***	0,511(0,118)***	1,943(0,081)***	1,943(0,081)***
ω_{21}	-0,053(0,19)	0,05(0,239)	-0,089(0,219)	0,188(0,311)	-0,764(0,583)	0,047(NA)	-0,764(0,583)	-0,764(0,583)	-0,764(0,583)	0,047(NA)	0,047(NA)	0,047(NA)	-0,284(0,268)	-0,284(0,268)
ω_{22}	9,207(NA)	1,639(0,468)***	9,435(NA)	8,141(0,125)***	12,379(NA)	6,101(0,187)***	12,379(NA)	12,379(NA)	12,379(NA)	6,101(0,187)***	6,101(0,187)***	6,101(0,187)***	10,024(NA)	10,024(NA)
a_{11}	0,1(0,046)*	0,033(0,082)	0,100(0,056)	0,095(NA)	0,1(0,101)	0,272(0,036)***	0,1(0,101)	0,1(0,101)	0,1(0,101)	0,272(0,036)***	0,272(0,036)***	0,272(0,036)***	0,100(0,081)	0,100(0,081)
a_{12}	0,02(0,094)	0,085(0,127)	0,020(0,113)	0,02(0,123)	0,02(0,222)	-0,038(0,128)	0,02(0,123)	0,02(0,222)	0,02(0,222)	-0,038(0,128)	-0,038(0,128)	-0,038(0,128)	0,020(0,179)	0,020(0,179)
a_{21}	0,02(NA)	0,019(0,018)	0,020(NA)	0,025(0,006)***	0,02(NA)	0,006(0,002)**	0,02(NA)	0,02(NA)	0,02(NA)	0,006(0,002)**	0,006(0,002)**	0,006(0,002)**	0,020(0,002)***	0,020(0,002)***
a_{22}	0,1(NA)	0,587(0,063)***	0,100(NA)	0,113(NA)	0,1(NA)	0,766(0,058)***	0,1(NA)	0,1(NA)	0,1(NA)	0,766(0,058)***	0,766(0,058)***	0,766(0,058)***	0,100(NA)	0,100(NA)
b_{11}	0,8(0,004)***	0,111(NA)	0,111(NA)	0,161(0,056)**	0,8(0,01)***	0,939(0,018)***	0,161(0,056)**	0,8(0,01)***	0,8(0,01)***	0,939(0,018)***	0,939(0,018)***	0,939(0,018)***	0,800(0,006)***	0,800(0,006)***
b_{12}	0,1(0,011)***	-0,26(0,501)	0,100(0,013)***	-0,016(0,328)	0,1(0,027)***	0,003(NA)	-0,016(0,328)	0,1(0,027)***	0,1(0,027)***	0,003(NA)	0,003(NA)	0,003(NA)	0,100(0,015)***	0,100(0,015)***
b_{21}	0,1(NA)	-0,011(0,017)	0,100(NA)	-0,102(0,015)***	0,1(NA)	0,8(0,013)***	-0,102(0,015)***	0,1(NA)	0,1(NA)	0,8(0,013)***	0,8(0,013)***	0,8(0,013)***	0,800(0,008)***	0,800(0,008)***
b_{22}	0,8(0,006)***	0,82(0,037)*	0,800(0,007)***	0,163(0,08)*	0,8(0,013)***	0,0001(0,000)	0,163(0,08)*	0,8(0,013)***	0,8(0,013)***	0,0001(0,000)	0,0001(0,000)	0,0001(0,000)	0,800(0,008)***	0,800(0,008)***
Observasjoner	2632	561	2071	2104	528	1114	528	528	528	1114	1114	1114	1518	1518

Signif. nivå: 0 **** 0,01 *** 0,05 ** 0,1 *

Tabell 15. Resultater med oljeprisens strukturelle brudd