

Copenhagen Business School 2015

HEDGINGEFFEKTIVITET I LAKSEMARKEDET

En analyse av Fish Pools laksefutures

Hedging Efficiency in the Salmon Futures Market

Forfatter: Kim André Spets

Veileder: Lisbeth La Cour

Masteroppgave

Cand.merc. Finansiering og Regnskap

18. november 2015



CBS

Antall normalsider: 76

Antall tegn: 159.483

Abstract

In this master thesis, I study the futures offered by Fish Pool ASA to analyze their efficiency as a risk management tool in the Atlantic salmon market. The dataset used stretches over 9 year's form 2006 to 2015. I use both weekly and biweekly data and the dataset is divided into three samples; full-sample, in-sample and out-of-sample. I apply four different models to find the optimal hedge ratio. These models are the naïve hedge, OLS-regression, VAR and VECM.

I find that the OLS-regression performs the best, as it yields the highest variance reduction in all samples. However, the differences between the different models are marginal. Somewhat unexpected we observe that the naïve hedge performs on level with the other models. It even exceed the variance reduction of both the VAR- and VEC-model in two of the samples. Our findings in this thesis suggest that simple models like the naïv hedge and OLS-regression might lead to superior hedging strategies compared to those of the VAR- and VEC-model.

Compared with other futures with agricultural commodities as underlying asset, we observe that hedging efficiency achieved by the futures offered by Fish Pool is in the mid-range of what other studies observe.

Innholdsfortegnelse

Abstract	I
Liste over tabeller.....	VII
Liste over figurer	IX
1 Forord	1
2 Sammendrag	2
3 Innledning	3
3.1 Problemstilling.....	4
3.2 Disposisjon	4
4 Laksenæringen.....	5
4.1 Prissvingninger i markedet for atlantisk laks	6
4.1.1 Tilbud.....	6
4.1.2 Etterspørsel	7
5 Futures	8
5.1 Spot	8
5.2 Futures	8
5.2.1 Aktører i futuresmarkeder	8
5.2.1.1 Hedger	8
5.2.1.2 Spekulant	9
5.2.1.3 Arbitrasjør	9
5.2.2 Oppgjør av futureskontrakter	9
5.2.3 Utforming av futureskontrakter	9
5.2.3.1 Underliggende aktiva	9
5.2.3.2 Kontraktstørrelsen	9
5.2.3.3 Leveringsbetingelser	9
5.2.3.4 Andre betingelser	10
5.2.4 Marking to market	10
5.2.4.1 Klareringssentral.....	10
5.3 Hedging-strategi ved bruk av futures	11
5.3.1 Kort hedge	11
5.3.2 Lang hedge	11
5.3.3 Argumenter for hedging	11
5.3.4 Argumenter mot hedging	11
5.4 Teoretisk prising av futures	12

5.4.1	Forventningshypotesen	12
5.4.2	Lagringshypotesen	12
5.5	Konvergens av futurespris mot spotpris	13
5.5.1	Normalt og invertert futuresmarked	13
5.5.2	Contango og normal backwardation	14
5.5.3	Forskjell mellom akademisk og reell tolkning	15
6	Fish Pool	16
6.1	Fish Pool Index™	17
6.1.1	Nærmere om FPI opp mot spotpris	19
6.2	Fish Pools derivater	19
6.2.1	Futures.....	19
6.2.1.1	Oppgjør	19
6.2.1.2	Klareringssentral.....	20
6.2.2	Forwards.....	20
6.2.3	Opsjoner	20
7	Optimal hedge og hedgingeffektivitet.....	21
7.1	Modeller for optimal hedge	21
7.1.1	Naïv hedge.....	21
7.1.2	Minste kvadrats metode (OLS)	21
7.1.2.1	Residualene har forventet verdi lik 0	22
7.1.2.2	Residualene er ikke korrelert med uavhengig variabel	22
7.1.2.3	Variansen til residualene er konstant	22
7.1.2.4	Residualene er ikke korrelert over tid.....	22
7.1.2.5	Residualene er normalfordelte	23
7.1.3	Vector Autoregressive Model (VAR)	23
7.1.4	Vector Error Correction Model (VECM)	24
7.2	Estimering av optimal hedgerate.....	25
7.2.1	OLS.....	26
7.2.2	VAR og VECM.....	26
7.3	Måling av hedgingeffektivitet	26
8	Datasett.....	27
8.1	Behandling av datasett	27
8.1.1	Rollover Jump Problem.....	28
8.1.1.1	Nth-metode	28

8.1.1.2	Gann serie.....	28
8.1.1.3	Bak/forover-justert serie	28
8.1.1.4	Proporsjonalt-justert serie.....	29
8.1.1.5	Vektet-justert serie	29
8.1.2	Tidspunkt for bytte av kontrakt	29
8.1.3	Valg av metode og tidspunkt for å bytte kontrakt	29
8.1.4	Konstruksjon av tidsserier for bruk til videre analyse	31
8.2	Deskriptiv statistikk	32
8.3	Outliers	33
9	Test av modellenes forutsetninger.....	36
9.1	Test av OLS-forutsetningene	36
9.1.1	Whites test for heteroskedastisitet	36
9.1.1.1	Resultat.....	37
9.1.2	Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon	37
9.1.2.1	Resultat.....	38
9.1.3	Normalitetsanalyse.....	38
9.1.3.1	Bera-Jarques test for normalitet.....	38
9.1.3.2	Resultat.....	38
9.1.4	Kommentar til test av OLS-forutsetningene	40
9.2	Test av stasjonærhet og kointegrasjon.....	41
9.2.1	Test av stasjonærhet	41
9.2.1.1	Resultat.....	42
9.2.2	Test av kointegrasjon.....	43
9.2.2.1	Resultat.....	44
9.2.3	Kommentar til test av stasjonærhet og kointegrasjon.....	44
9.3	Test av VAR-forutsetningene	45
9.3.1	Lagrange-multiplikator test for autokorrelasjon.....	45
9.3.1.1	Resultat.....	45
9.3.2	Bera-Jarques test for normalitet.....	45
9.3.2.1	Resultat.....	45
9.3.3	Kommentar til test av VAR-forutsetningene.....	46
9.4	Test av VECM-forutsetningene	46
9.4.1	Lagrange-multiplikator test for autokorrelasjon.....	46
9.4.1.1	Resultat.....	46

9.4.2	Bera-Jarques test for normalitet.....	46
9.4.2.1	Resultat.....	47
9.4.3	Kommentar til test av VAR-forutsetningene.....	47
9.5	Bestemmelse for optimal antall lags	47
10	Modellenes resultater.....	48
10.1	Minste kvadrats metode (OLS)	48
10.1.1	Weekly.....	48
10.1.1.1	Full-Sample	48
10.1.1.2	In-Sample	48
10.1.1.3	Out-of-Sample	49
10.1.2	Biweekly	49
10.1.2.1	Full-Sample	49
10.1.2.2	In-Sample.....	49
10.1.2.3	Out-of-Sample	49
10.1.3	Oppsummering OLS	50
10.2	Vector Autoregressive Model (VAR)	51
10.2.1	Weekly Full-Sample	51
10.2.2	Weekly In-Sample	52
10.2.3	Weekly Out-of-Sample.....	53
10.2.4	Biweekly Full-Sample	54
10.2.5	Biweekly In-Sample.....	55
10.2.6	Biweekly Out-of-Sample	56
10.2.7	Oppsummering VAR	56
10.3	Vector Error Correction Model (VECM)	57
10.3.1	Weekly Full-Sample	57
10.3.2	Weekly In-Sample	58
10.3.3	Weekly Out-of-Sample.....	59
10.3.4	Biweekly Full-Sample	59
10.3.5	Biweekly In-Sample.....	60
10.3.6	Biweekly Out-of-Sample	61
10.3.7	Oppsummering VECM	61
10.4	Sammenligning av resultater	62
10.4.1	Wald-test av OLS-koeffisienter	63
10.4.2	Korrelasjon	64

10.4.3	Sammenligning med andre markeder	65
11	Konklusjon.....	66
12	Forslag til videre arbeid.....	67
	Litteraturliste	68
	Vedlegg 1: Effekt av korrigering for outliers.....	71
	Vedlegg 2: OLS-regresjoner	72

Liste over tabeller

Tabell 6.1 - Handelsvolum per segment 2010-2013. Kilde: Fish Pool (2015).	16
Tabell 6.2 - Vekting av prisreferanser.	18
Tabell 6.3 - Årlig høyest og laveste notering av FPI (2006 - 2014).	18
Tabell 6.4 - Beregning av oppgjørspisen for januarkontrakten 2015.	20
Tabell 8.1 - Tilfeldig utsnitt av rådata fra futuresprisnoteringer.	27
Tabell 8.2 - Illustrerer hvordan overgangen fra februarkontrakt til marskontrakt er gjennomført 25. februar 2015.	30
Tabell 8.3 - Deskriptiv statistikk av datasettet på nivå og logaritmisk avkastning, oppdelt i weekly- og biweekly sample.	32
Tabell 9.1 - Whites test for heteroskedastisitet.	37
Tabell 9.2 - Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon. Maks 10 lags.	38
Tabell 9.3 - Normalitetsanalyse.	39
Tabell 9.4 - Resultat fra ADF test for enhetsrot. Antall lags er valgt etter SBIC.	42
Tabell 9.5 - Resultat fra ADF test for enhetsrot i residualene. Antall lags er valgt etter SBIC.	44
Tabell 9.6 - Resultat fra Johansen test for kointegrasjon. Antall lags er valgt etter SBIC.	44
Tabell 9.7 - LM-test for autokorrelasjon i VAR. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.	45
Tabell 9.8 - Bera-Jarque test for normalitet, VAR. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.	45
Tabell 9.9 - LM-test for autokorrelasjon i VECM. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.	46
Tabell 9.10 - Bera-Jarque test for normalitet, VECM. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.	47
Tabell 10.1 - Lineær regresjon for h.h.v Weekly Full-Sample, In-Sample og Out-of-Sample.	48
Tabell 10.2 - Lineær regresjon for h.h.v Biweekly Full-Sample, In-Sample og Out-of-Sample.	49
Tabell 10.3 - VAR, Weekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til SBIC/HQIC.	51
Tabell 10.4 - Wald-test, VAR Weekly Full-Sample. Til slutt benytter vi de estimerte residualene fra modellen til å beregne optimal hedgerate:	51
Tabell 10.5 - Hedgerate, VAR Weekly Full-Sample.	52
Tabell 10.6 - VAR, Weekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	52
Tabell 10.7 - Wald-test, VAR Weekly In-Sample.	52
Tabell 10.8 - Hedgerate, VAR Weekly In-Sample.	52
Tabell 10.9 - VAR, Weekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC/HQIC.	53
Tabell 10.10 - Wald-test, VAR Weekly Out-of-Sample.	53
Tabell 10.11 - Hedgerate, VAR Weekly Out-of-Sample.	53
Tabell 10.12 - Biweekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	54
Tabell 10.13 - Wald-test, VAR Biweekly Full-Sample.	54
Tabell 10.14 - Hedgerate, VAR Biweekly Full-Sample.	54
Tabell 10.15 - Biweekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	55
Tabell 10.16 - Wald-test, VAR Biweekly In-Sample.	55
Tabell 10.17 - Hedgerate, VAR Biweekly In-Sample.	55
Tabell 10.18 - VAR, Biweekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	56
Tabell 10.19 - Wald-test, VAR Biweekly Out-of-Sample.	56
Tabell 10.20 - Hedgerate, VAR Biweekly Out-of-Sample.	56
Tabell 10.21 - VECM, Weekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC/HQIC.	57
Tabell 10.22 - Wald-test, VECM Weekly Full-Sample.	57
Tabell 10.23 - Hedgerate, VECM Weekly Full-Sample.	57

Tabell 10.24 - VECM, Weekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.....	58
Tabell 10.25 - Wald-test, VECM Weekly In-Sample.....	58
Tabell 10.26 - Hedgerate, VECM Weekly In-Sample.....	58
Tabell 10.27 - VECM, Weekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	59
Tabell 10.28 - Wald-test, VECM Weekly Out-of-Sample.	59
Tabell 10.29 - Hedgerate, VECM Weekly Out-of-Sample.	59
Tabell 10.30 - VECM, Biweekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	59
Tabell 10.31 - Wald-test, VECM Biweekly Full-Sample.....	60
Tabell 10.32 - Hedgerate, VECM Biweekly Full-Sample.....	60
Tabell 10.33 - VECM, Biweekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	60
Tabell 10.34 - Wald-test, Biweekly In-Sample.....	60
Tabell 10.35 - Hedgerate, Biweekly In-Sample.....	60
Tabell 10.36 - VECM, Biweekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.	61
Tabell 10.37 - Wald-test, Biweekly Out-of-Sample.	61
Tabell 10.38 - Hedgerate, Biweekly Out-of-Sample.	61
Tabell 10.39 - Utledele optimale hedgerater fra modellene.....	62
Tabell 10.40 - Modellenes hedgingeffektivitet ved optimal hedgerate. Modellen som presterer best er markert i fet skrift.	62
Tabell 10.41 - Modellene rangert etter hedgingeffektivitet ved optimal hedgerate.	63
Tabell 10.42 - Wald-test av OLS-koeffisientene.	64
Tabell 10.43 - Korrelasjon mellom spot og futures (log avkastning) i tidsperiodene.	64
Tabell 10.44 - Hedgingeffektivitet i andre markeder.	65
Tabell V.1 - Sammenligning av HE med og uten korrigering for outliers, alt annet likt.	71

Liste over figurer

Figur 4.1 - Norsk eksport av laks og ørret 2005 - 2014. Kilde: Norges sjømatråd (2015, s. 11). ...	5
Figur 4.2 - Produksjon av atlantisk oppdrettslaks i Norge 2004 - 2020 (estimerte tall for 2014-2020). CAGR= Gjennomsnittlig årlig vekst (Eng.: Compound Annual Growth Rate). Kilde: Marine Harvest (2015, s. 18).	6
Figur 5.1 - Klareringssentral som mellomaktør.	10
Figur 5.2 - Illustrerte futureskurver i normalt og invertert futuresmarked.	14
Figur 5.3 - Viser hvordan futuresprisen for én enkelt kontrakt med oppgjør om 1 år utvikler seg i løpet av løpetiden.	15
Figur 6.1 - Handelsvolum per år hos Fish Pool 2006-2014. Kilde: Fish Pool (2015).	17
Figur 6.2 - Eksempel på beregning av oppgjør av januarkontrakt.	19
Figur 8.1 - Illustrerer hvordan overgangen fra februarkontrakt til marskontrakt 25. februar 2015 skaper kunstig hopp i tidsserien.	30
Figur 8.2 - Illustrasjon av in-sample periode og out-of-sample periode.	32
Figur 8.3 - Illustrerer ukentlig spotpris (FPI) og futurespris i hele datasettet.	33
Figur 8.4 - Illustrerer ukentlig logaritmisk avkastning av spot (FPI) og futures i hele datasettet.	34
Figur 9.1 - Distribusjon av Weekly Full-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly Full-Sample residual (t.h).	39
Figur 9.2 - Distribusjon av Weekly In-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly In-Sample residual (t.h).	39
Figur 9.3 - Distribusjon av Weekly Out-of-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly Out-of-Sample residual (t.h).	40
Figur V2.1 - Regresjon, Weekly Full-Sample.	72
Figur V2.2 - Regresjon, Weekly In-Sample.	72
Figur V2.3 - Regresjon, Weekly Out-of-Sample.	72
Figur V2.4 - Regresjon, Biweekly Full-Sample.	73
Figur V2.5 - Regresjon, Biweekly In-Sample.	73
Figur V2.6 - Regresjon, Biweekly Out-of-Sample.	73

1 Forord

Denne oppgaven er skrevet som en avsluttende del av masterstudiet Cand. merc. Finansiering og Regnskap ved Copenhagen Business School. Arbeidet med oppgaven har vært krevende, men også svært lærerikt. Hele prosessen har gitt viktig erfaring i hvordan den faglige kunnskapen kan anvendes i en mer praktisk sammenheng. Jeg har gjennom mine studier hatt fokus på finansielle emner og vist spesiell interesse for risikostyring. Jeg har derimot ingen spesialisering innen økonometri. En god del arbeidstimer har derfor gått med til å sette seg inn i økonometriske emner. Jeg har også satt meg inn i analyseprogrammet Stata. Dette viste seg å være et godt verktøy for å utføre de analyser og modeller som benyttes i oppgaven. Datasettet som benyttes i oppgaven behøvde mye manuell tilpasning, og en god del av arbeidstimene har derfor gått med til dette.

Jeg ønsker å rette en stor takk til min veileder, Professor Lisbeth La Cour, ved CBS som har vært tilgjengelig og gitt konstruktiv veiledning på kort varsel gjennom hele prosessen. Jeg vil også takke familie og venner som har vært behjelpelig med korrekturlesing av oppgaven.

København, 18. november 2015

Kim André Spets

2 Sammendrag

Formålet med denne avhandlingen har vært å studere hvilken hedgingeffektivitet en kan oppnå ved bruk av futureskontrakter med atlantisk laks som underliggende aktiva. Fish Pool ASA ble etablert i 2006, og har siden vært en markeds plass for derivater med Fish Pool Index som underliggende aktiva. I denne oppgaven har jeg benyttet Fish Pools ASA sine futureskontrakter og analysert hvilken reduksjon i porteføljevarians vi kan oppnå ved å konstruere en portefølje av spot og futures, fremfor å ligge åpen i spot.

Datasettet som benyttes i oppgaven strekker seg noe over 9 år fra 2006 til 2015. Det benyttes ukentlige observasjoner og observasjoner fra annenhver uke. Videre er datasettet inndelt i tre perioder: full-sample, in-sample og out-of-sample. Det benyttes fire ulike modeller for å utarbeide den optimale tilpasningen mellom spot- og futuresposisjon, som gir lavest porteføljevarians. Disse modellene er naïv hedge, OLS-regresjon, VAR og VECM.

OLS-metoden presterer gjennomgående best i alle analyseperioder. For in-sample perioden, som er den nyeste delen av datasettet, observeres det en hedgingeffektivitet på 36,97 % og 68,60 % for henholdsvis ukentlige data og data fra annenhver uke. Det er derimot marginale forskjeller mellom modellene, og vi konkluderer noe overraskende at naïv hedge presterer på samme nivå som de øvrige modellene. Resultatene i denne avhandlingen gir ingen argumenter for å benytte mer kompliserte modeller til fordel for de enklere modellene slik som naïv hedge og OLS-regresjon.

Sammenlignet med tidligere studier av hedgingeffektivitet av futureskontrakter med råvarer som underliggende, observeres det at Fish Pools laksekontrakter presterer i midtsjiktet av effektivitet.

3 Innledning

Forward- og futuresmarkeder har eksistert i ulike former i mange hundre år. Enkelte hevder at slike markeder kan spores helt tilbake til Kina 2000 år før Kristus, hvor produsenter av ris inngikk avtaler med handelsmenn om å levere et gitt volum ris i fremtiden til en gitt pris (Hou, 1997). Det er også gjort funn av leirskifer med innrissinger av futureskontrakter i gammelgreske Mesopotamia rundt 1750 år før Kristus (Levy & Post, 2005, s. 648).

Derivatene har naturligvis utviklet seg mye siden den gang, og i nyere tid har det blitt introdusert nye derivater for de fleste varer og tjenester. Mange nye derivater har blitt kritisert for risikoen som er knyttet til dem, men det kan argumenteres for at futuresmarkedet tilbyr det derivatet som egner seg best til risikostyring. Futures gir en enkel, effektiv og billig måte for å hedge¹ mot prisrisiko. Dette forutsetter derimot at futuresprisen følger prisen på det underliggende aktiv på en tilfredsstillende måte, hvis ikke kan det argumenteres for at futuren ikke er et egnet risikostyringsverktøy.

I 2002 og 2003 opplevde laksemarkedet en krise som førte til sjokk i næringen. Lakseprisene ble kraftig redusert og bankene som finansierte oppdrettsnæringen tapte store deler av sine investeringer. Som en konsekvens av dette reduserte bankene sine investeringer i oppdrettsnæringen, noe som førte til at oppdretterne ikke var i stand til å produsere i henhold til etterspørselen i markedet. Produksjonstiden for oppdrettslaks er på to til tre år, og dermed førte den lave produksjonen til at markedet opplevde et prissjokk noen år senere. Den manglende finansieringen etter krisen i 2002 og 2003 sørget for lavt tilbud i en lengre periode, og i 2006 hadde prisen økt fra 15 NOK/kg i 2002-03 til 40 NOK/kg i 2006.

Norge er den største produsenten av atlantisk laks. I siste rapport fra Norges sjømatråd i 2014 kommer det at Norge eksporterte sjøprodukter til en verdi av 69 milliarder NOK, av dette utgjorde laks 43,9 milliarder NOK (Norges sjømatråd, 2015, s. 6-11). Biologiske begrensninger knyttet til produksjonen av atlantisk laks begrenser produksjonen av denne type laks til noen få land. I disse landene spiller lovgivning, politiske tollgrenser og restriksjoner for produksjonen en sentral rolle i å kontrollere hvor mye biomasse av atlantisk laks som produseres.

Laksemarkedet er kjent som et volatilt marked hvor priser kan endre seg drastisk fra periode til periode, noe som gjør det vanskelig for aktørene i markedet å estimere fremtidige forutsetninger. For å kompensere for det volatile markedet finansierte noen av Norges største banker etableringen av Fish Pool ASA i 2005. Intensjonen var å være en internasjonal markeds plass for finansielle laksekontrakter hvor aktørene i næringen kan hedge sine posisjoner og hvor andre finansielle aktører kan søke profitt gjennom spekulasjon. I 2011 hadde Fish Pool ASA sin foreløpige toppnotering på handlet volum på markeds plassen, hvor det ble handlet for 116.000 tonn (Fish Pool, 2015, s. 9). Den totale produksjonen i det norske oppdrettsmarkedet for atlantisk laks i 2011 var derimot på 905.000 tonn (Marine Harvest, 2012, s. 24). Tilsvarende tall for 2014 var at handlet volum ved Fish Pool var på 97.000 tonn (Fish Pool, 2015, s. 9). Total produksjon var på 1.079.000 tonn (Marine Harvest, 2015, s. 27). Dette indikerer for at det er potensiale for økt bruk av de derivater som tilbys av Fish Pool ASA.

¹ Det engelske uttrykket *hedge* (no.: *sikring*) er gjennomgående i oppgaven. En som ønsker å redusere fremtidige bevegelser og risiko i en markedsvariabel betegnes som en *hedger*.

3.1 Problemstilling

Formålet med denne oppgaven er å undersøke om det eksisterer noen risikominimerende effekt ved å benytte Fish Pools ASA sine futureskontrakter i det atlantiske laksemarkedet. Dette er avgjørende for at futureskontraktene skal utgjøre et effektivt risikostyringsverktøy i næringen. Problemstillingen defineres som:

Er Fish Pools futureskontrakter et effektivt risikostyringsverktøy i den atlantiske laksenæringen.

3.2 Disposisjon

Denne oppgaven er delt inn i tolv kapitler. Oppdelingen er gjort for å gi god oversikt over oppgavens innhold og skape en god struktur for leseren av oppgaven.

I kapittel 4 introduseres den atlantiske laksenæringen. Vi ser på viktige prisdrivere fra tilbuds- og etterspørselssiden, og hvordan dette skaper et volatil marked.

Kapittel 5 definerer begrepene spot og futures. Videre tar jeg for meg aktørene i futuresmarkedene og ser på viktige aspekter ved futureskontrakter. Til slutt redegjør jeg for det teoretiske grunnlaget for prising av futureskontrakter og konvergensseffektene vi forventer å oppleve.

I kapittel 6 ser jeg nærmere på Fish Pool ASA, og tar for meg de derivater de tilbyr og derivatenes oppbygning.

I kapittel 7 tar jeg for meg optimal hedge og hedgingeffektivitet, ser på de ulike modellene som benyttes i oppgaven for å finne optimal hedge og definerer hvordan vi måler hedgingeffektivitet.

Kapittel 8 presenterer datasettet. Det redegjøres for den bearbeidelse som er gjort av datasettet for at dette skal kunne benyttes til de analyser som gjennomføres i oppgaven.

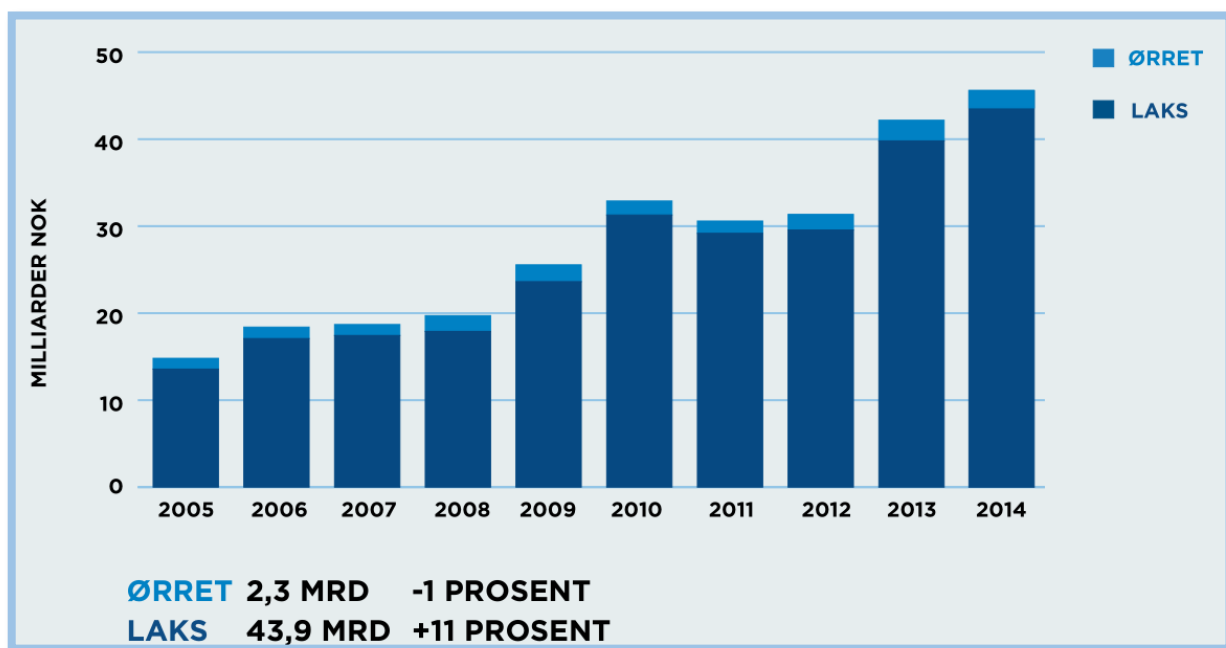
I kapittel 9 forsøker jeg å analysere hvordan de ulike modellene overholder de forutsetninger som er stilt. Jeg ønsker her å gi forståelse til hvorfor de ulike modellene er brukt på datasettet. Videre ønsker jeg å gi bedre innsikt i hvorvidt de ulike modellene kan gi spuriøse resultater eller ikke. Dette kapittelet er således tett knyttet til kapittel 10 hvor modellenes resultater presenteres, analyseres og sammenlignes.

I kapittel 11 oppsummeres oppgaven og jeg forsøker å svare på problemstillingen i lys av den teorien som er presentert og de funnene som er gjort.

Til slutt gis det noen forslag til videre arbeid i kapittel 12. Dette er aspekter ved hedgingeffektiviteten av Fish Pool sine futureskontrakter som ikke er studert i denne oppgaven, men som kan være av interesse.

4 Laksenæringen

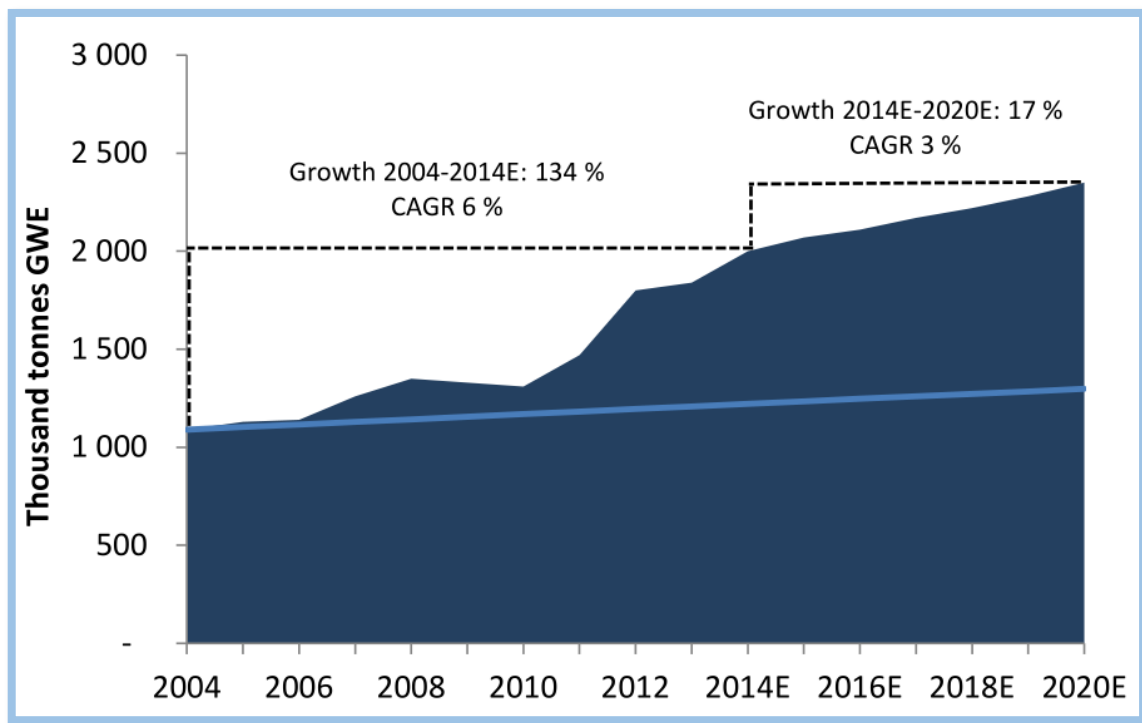
Laksenæringen har vært i kraftig vekst de senere år. Til tross for sterk laksepris har etterspørselen etter laks vært økende. Norges sjømatråd kunne på nytt rapportere om et år med rekordhøy eksport av norsk laks i 2014. Det ble da eksportert norsk laks til en verdi av 43,9 milliarder NOK, dette er en økning på 11 prosent fra 2013 (Norges sjømatråd, 2015, s. 11).



Figur 4.1 - Norsk eksport av laks og ørret 2005 - 2014. Kilde: Norges sjømatråd (2015, s. 11).

Denne voldsomme etterspørselen etter laks kan ikke møtes på en bærekraftig måte ved fiske av villaks, og skaper dermed et behov for å kunne tilfredsstille etterspørselen på en alternativ måte. Den norske laksenæringen begynte å eksperimentere med oppdrett av laks på 60-tallet, og oppdrettsnæringen ble industrialisert på 80-tallet. Oppdrettsnæringen har vokst i takt med den økende etterspørselen siden den gang. Produksjonen av atlantisk oppdrettslaks i Norge har hatt en gjennomsnittlig årlig økning på 9 prosent siden 1994. Den årlige økningen har derimot vært noe avtagende de senere år. Siden 2004 har den gjennomsnittlige årlige økningen vært på 6 prosent, og det estimeres en gjennomsnittlig årlig økning på 3 prosent frem til 2020 (Marine Harvest, 2015, s. 18). Dette er illustrert i figur 4.2.

Oppdrettslaks har utgjort en stadig økende andel av Norges eksporterte laks, og i dag utgjør den tilnærmet alt av kommersiell tilgjengelig laks. Laksen som oppdrettes i Norge er i all hovedsak atlantisk laks. Dette er en kaldblodig fisk som lever i kaldt vann. Foretrukket havtemperatur for oppdrett av atlantisk laks er 8-14 grader celsius. Hvis havet er for varmt øker risikoen for sykdommer og dødelighet. For kaldt vann øker også risikoen for dødelighet, og hvis temperaturen faller under 0 grader celsius forventes det massedød i populasjonen (Marine Harvest, 2015, s. 32). Dette gjør Norge til egnet område for produksjon av atlantisk laks. Andre store produsenter av atlantisk laks er Chile, Scotland og Canada.



Figur 4.2 - Produksjon av atlantisk oppdrettslaks i Norge 2004 - 2020 (estimerte tall for 2014-2020). CAGR= Gjennomsnittlig årlig vekst (Eng.: Compound Annual Growth Rate). Kilde: Marine Harvest (2015, s. 18).

4.1 Prissvingninger i markedet for atlantisk laks

Atlantisk laks er en råvare av biologisk natur. Dette gjør at det er vanskelig å standardisere en felles pris for råvaren da prisen avhenger blant annet av art, vektklasse og bearbeidelse. Ulike aktører har ulike preferanser når det kommer til de forskjellige kvalitetene av laks da bruksområdene er forskjellige. På generell basis kan en si at større laks selges noe dyrere enn mindre laks.

Markedet preges av et noe uelastisk tilbud på kort sikt samtidig som etterspørselen kan være elastisk på kort sikt. Dette er den viktigste prisdriveren som fører til et volatilt marked. Vi ser i dette kapitlet nærmere på dette, og på andre viktige prisdrivere fra tilbud- og etterspørselssiden.

4.1.1 Tilbud

Produksjonssyklusen for atlantisk laks er på 2 til 3 år. Dermed er det lite tilbyderne kan gjøre med deres tilbud på kort sikt. Således er det et uelastisk tilbud på kort sikt. Foruten dette er det flere biologiske faktorer som påvirker tilbudet, slik som havtemperaturen og utbredelser av sykdommer.

Sykdommer i merdene er et vanlig problem i oppdrettsnæringen. Som alt nevnt er havtemperaturen en viktig faktor for utbredelsen av sykdommer. Det er derimot andre faktorer som også kan påvirke dette, slik som svake vannstrømninger og tett fiskebestand. Biomassen i merdene vaksineres for å unngå sykdom, men for flere virussykdommer eksisterer det per dags dato ingen effektiv vaksine (Marine Harvest, 2015, s. 63).

Laks er en råvare som i stor grad selges som ferskvare. Fersk laks har en begrenset lagringstid på omtrent 3 uker. Dette er med å forsterke tilbyderens vanskeligheter med å tilpasse tilbudet på kort sikt. Videre har oppdrettsnæringen begrensninger for hvor mange tonn fisk de kan ha i sjøen til enhver tid, kaldt maksimalt tillatt biomasse (MTB). Siden 1996 har Norske

myndigheter regulert tilbudet av oppdrettslaks ved hjelp av fôrkvoter, men i 2005 gikk myndighetene over til MTB.

4.1.2 Etterspørsel

Etterspørselen har vist seg å være relativt uelastisk i forhold til pris. Mye av dette har blitt tilegnet det at laks er en råvare som tilfredsstiller et basis proteinbehov. Da en økende verdensbefolkning også har et økende proteinbehov holdes etterspørselen oppe.

EU er i dag Norges viktigste marked for eksport av laks, og tre fjerdedeler av den norske lakseeksporten går i dag til dette markedet. Det er derimot for tiden stor vekst i andre markeder, da spesielt i markedene i Asia. (Aandal & Stabell, 2015). Utover befolkningsvekst og det å skape vekst i nye markeder, vil laksenæringens evne til å øke laksen andel av det totale proteininntaket være viktig for fremtidig vekst i etterspørselen. I dag utgjør konsumet av laks kun 1 % av det totale proteininntaket i Europa.

Etterspørselen virker altså å være uelastisk. Man kan derimot fremdeles oppleve store skift i etterspørselen. For eksempel kan nasjonale reguleringer føre til store endringer i eksportmulighetene av laksen. Dette kom godt frem da Russland pga. politiske forhold innførte importstopp for store deler av norsk fisk. Fra 2013 til 2014 hadde eksportverdien av det russiske markedet nesten halvert seg fra 6,5 milliarder NOK til 3,4 milliarder NOK (Skarstein, 2015).

5 Futures

5.1 Spot

Før vi tar for oss futureskontrakter er det nødvendig å definere spothandel. Geman (2009, s. 1) definerer spothandel som:

"Hver transaksjon hvor levering skjer umiddelbart, eller med minimalt forsinkelse på grunn av tekniske begrensninger mellom handelen og levering."

Futures er et derivat som i hovedsak er utformet for at aktører i markedet kan redusere sin eksponering mot bevegelser i spotmarkedet. Dette indikerer at det er knyttet risiko til det å handle i spotmarkedet. Geman (2009, s. 3) nevner fire viktige risikofaktorer en møter i spotmarkedet:

1. Prisisiko: Risikoen for uønskede endringer i spotprisen.
2. Transportrisiko: Kostnaden ved transporten, eller andre kostnader knyttet til transporten, kan bli høyere eller lavere enn forventet. Det eksisterer også en risiko for produktet kan bli skadet i løpet av transporten.
3. Leveringsrisiko: Risiko knyttet til usikkerhet ved kvaliteten på produktet som leveres.
4. Kredittrisiko: Risiko for at kontrakten ikke skal bli innfridd.

5.2 Futures

En futureskontrakt er en standardisert kontrakt som omsettes på en børs eller en regulert markedsplass, hvor to parter avtaler å kjøpe eller selge en standardisert mengde av et aktiva med en standardisert kvalitet til en bestemt dato i fremtiden, til en pris.

Mekanismene i futuresmarkedet er som i alle andre markeder hvor vi har en kjøper og en selger, og hvor tilbud og etterspørsel justerer prisen i markedet. Prisen øker (synker) når etterspørselen øker (synker), og på samme måte øker (synker) prisen når tilbudet synker (øker) (Hull, 2009, s. 6).

Som vi alt har vært inne på så er ikke det å selge aktiva til en fremtidig pris noe nytt i et historisk perspektiv. Med tiden har derimot disse avtalene utviklet seg, og på 1800-tallet finnes de første eksemplene på at futures blir omsatt på en regulert markedsplass. I 1842 ble New York Cotton Exchange (NYCE) etablert, og i 1848 ble Chicago Board of Trade (CBOT) etablert. Her ble det omsatt futures for korn, poteter og andre landbruksprodukter (Geman, 2009, s. 1).

I nyere tid har verdensmarkedene blitt globalisert, og i tillegg til vekst har dette tilført økt volatilitet til markedene. Dette har økt behovet for finansielle derivativer, noe som gjør at det i dag eksisterer futures for et stort antall ulike aktiva. Futures er et populært risikostyringsverktøy, men har også interesse for andre aktører som ønsker å spekulere i markedene.

5.2.1 Aktører i futuresmarkeder

5.2.1.1 Hedger

Som vi har vært inne på er futures i hovedsak et derivat for å redusere eksponering mot bevegelser i spotmarkedet. En hedger benytter seg av derivater for å redusere eksponering mot fremtidige bevegelser i en markedsvariabel. I forbindelse med denne oppgaven defineres en hedger som en aktør som tar en posisjon i futures for å redusere fremtidige bevegelser og risiko i lakseprisen. Jeg vil i denne oppgaven se på aktører som handler med fysisk laks som hedgerne, og se bort ifra eksempelvis hedge funds.

5.2.1.2 *Spekulant*

Selv om futures i hovedsak er utformet for at aktører i markedet kan redusere sin eksponering mot bevegelser i spotmarkedet, har derivatet andre viktige bruksområder. Futures muliggjør det å spekulere i råvaremarkeder uten at man må investere fysisk i råvaren. Slik oppnår en lavere transaksjonskostnader, økt likviditet og lavere kredittrisiko enn hva man kan oppnå ved å opptre direkte i spotmarkedet.

En hedger ønsker å ta motsatte posisjoner for å motvirke bevegelser i markedet. I motsetning til dette ønsker en spekulant å ta én posisjon og satse på at den går opp eller ned. Spekulanten prøver å vinne på at andre aktører i markedet forutser fremtidige priser feil. I dag utgjør spekulanter en vel så stor andel av aktørene i futuresmarkedene som hedgerne.

5.2.1.3 *Arbitrasjør*

Arbitrasjører utgjør en liten andel av aktørene i futuresmarkedene. En arbitrasjør ønsker å oppnå risikofri profitt ved å utnytte ujevnheter mellom prisingen i to eller flere markeder. Dette oppnås ved å konstruere en risikofri posisjon som imiterer kontantstrømmen til en futureskontrakt. Arbitrasjemuligheter er svært attraktive, men er vanskelig å finne og eksisterer ikke lenge.

Hvis en arbitrasjør ser at en futureskontrakt hos Fish Pool har en høyere pris enn en motsatt syntetisk imiterende portefølje han kan skape, eksisterer det en arbitrasjemulighet. En slik portefølje kan eksempelvis skapes ved å låne til risikofri rente, investere i underliggende aktiva som lagres og ta en kort posisjon i futures for samme underliggende aktiva.

5.2.2 *Oppgjør av futureskontrakter*

I futuresmarkeder kan aktører gjøre opp deres posisjon før levering. Dette gjøres ved at aktøren tar en motsatt posisjon før levering. Hvis en aktør har kjøpt (solgt) futures, gjør han opp for denne ved å selge (kjøpe) tilsvarende futures før levering. Aktørens profitt vil da avhenge av forskjellen mellom futuresprisen når han inngikk futureskontrakten og ved oppgjøret.

5.2.3 *Utforming av futureskontrakter*

Futureskontrakter omsettes på regulerte markeder. Markedsplassen utformer kontrakter som spesifiserer avtalevilkårene mellom partene. Spesielt spesifiseres aktiva, kontraktstørrelsen og hvor og når levering skal ta sted (Hull, 2009, s. 20).

5.2.3.1 *Underliggende aktiva*

Ulike futureskontrakter kan bygge på en mengde ulike underliggende aktiva. Det eksisterer blant annet futures for råvarer, produkter, tjenester og verdipapirer. Derfor er det viktig at futureskontrakten spesifiserer hva som er underliggende aktiva og hvilken kvalitet aktiva skal ha (Hull, 2009, s. 21).

5.2.3.2 *Kontraktstørrelsen*

Kontraktstørrelsen må spesifiseres i futureskontrakten. Kontraktstørrelsen refererer til den mengden av aktiva som skal leveres under én kontrakt. En stor kontraktstørrelse gjør kontrakten ubrukelig for aktører som ønsker å hedge eller spekulere i mindre volum enn kontraktstørrelsen. En liten kontraktstørrelse øker derimot transaksjonskostnaden og reduserer dermed nytten av kontrakten (Hull, 2009, s. 21).

5.2.3.3 *Leveringsbetingelser*

Futureskontrakten må spesifisere de ulike leveringsbetingelsene. Dette er spesielt avgjørende for aktiva hvor leveringskostnaden er betydelig del av den totale kostnaden. Hvor og når aktiva skal leveres blir således avgjørende (Hull, 2009, s. 22).

Futureskontrakter refereres til deres leveringsmåned. Kontrakten må derfor spesifisere hvilken periode av dens leveringsmåned leveringen skal ta sted. For mange futureskontrakter er denne leveringsperioden i hele kontraktens leveringsmåned (Hull, 2009, s. 22).

5.2.3.4 Andre betingelser

En vanlig futureskontrakt inneholder naturligvis mange flere betingelser. Eksempelvis må det spesifiseres med hvilken valuta futureskontrakten skal betales/selges og gjøres opp med. Enkelte futureskontrakter kan også inneholde ulike limits² satt av markedsplassen. Hensikten med limits er å redusere risikoen av store prissvingninger i kontraktsprisen pga. spekulativ aktivitet i markedet.

En slik limit kan være begrensning på prissvingning. Hvis kontrakten øker eller synker i pris slik at den overstiger limit, stopper markedsplassen all handel for kontrakten. Et annet eksempel på en limit er en begrensning på hvor stor posisjon én enkelt aktør kan ta i én enkelt kontrakt. Begge disse begrensningene reduserer hvor stor innvirkning spekulativ aktivitet i markedet kan ha på kontraktsprisen.

5.2.4 Marking to market

En futureskontrakt er i utgangspunktet knyttet til stor kredittrisiko. En av de to partene kan angre på avtalen som er inngått, og således prøve å komme seg ut av den. En av partene kan også ikke ha de finansielle resursene som er nødvendig for å hedre avtalen. For å redusere denne kredittrisikoen benyttes det i stor grad marginkontoer.

En marginkonto er en konto som benyttes for å gjøre opp futureskontrakten daglig. Begge parter av kontrakten må sette opp en marginkonto. På denne må det settes inn et initialt beløp, gjerne kaldt marginalkravet. Ved slutten av hver handelsdag vil marginkontoen justeres i henhold med partens profitt eller tap på kontrakten. Dette betegnes som *marking-to-market*. Partene kan kun ta ut de verdier som overstiger marginalkravet. Det settes også en nedre grense, eller basiskrav, for hvor lavt saldoen på marginkontoen kan være. Når denne grensen får parten en frist på å fylle på kontoen opp til marginalkravet, hvis dette ikke gjøres vil kontrakten bli oppgjort.

5.2.4.1 Klareringssentral

En klareringssentral³ benyttes i flere futureskontrakter. Klareringssentralen går inn som et mellomledd mellom partene. Dette gjøres ved at sentralen fungerer som kjøper av kontrakten ovenfor selgeren, og som selger av kontrakten ovenfor kjøperen. Sentralen garanterer oppgjør av kontrakten for begge partene, og eliminerer⁴ motpartrisikoen (kredittrisikoen).



Figur 5.1 - Klareringssentral som mellomaktør.

² Det engelske uttrykket *limits* (no.: begrensninger).

³ På engelsk uttrykt som *clearinghouse* eller *clearing central*.

⁴ I den grad det ikke eksisterer motpartrisiko ovenfor klareringssentralen selv.

Klareringssentralen kan garantere oppgjør av kontrakten for begge partene ved å kreve bankgaranti eller marginkonto av begge partene. Sentralen sørger også for anonymitet mellom kjøper og selger. Klareringssentraler har vært vellykkede, og tap som følge av mislighold av kontrakter har vært så å si ikke-eksisterende ved de største markedsplassene (Hull, 2009, s. 27).

5.3 Hedging-strategi ved bruk av futures

Hedgere ønsker å redusere risiko i markedene de opererer i, og en av de vanligste risikofaktorene å hedge mot er prissvingninger. For dette er futures et mye brukt derivat. En perfekt hedge vil eliminere all risiko. Det er derimot svært vanskelig å oppnå en perfekt hedge, og en hedger vil derfor prøve å eliminere så mye risiko som mulig.

5.3.1 Kort hedge

En kort hedge fås ved å selge futureskontrakter, og egner seg for en hedger som forventer å selge aktivet i fremtiden og ønsker å låse prisen nå. Dette gitt at det er positiv korrelasjon mellom futureskontrakten og spotprisen.

5.3.2 Lang hedge

En lang hedge oppnår man derimot ved kjøpe futureskontrakter, og egner seg på sin side for en hedger som forventer å kjøpe aktivet i fremtiden og ønsker å låse prisen nå. Dette er igjen gitt at det er positiv korrelasjon mellom futureskontrakten og spotprisen.

5.3.3 Argumenter for hedging

I alle markeder, spesielt volatile markeder, vil fremtidig utvikling være avgjørende for en bedrifts profitt. Med tanke på futures er prisvolatilitet sentralt. Det å forutse fremtidige prissvingninger på aktiva kan være vanskelig, og ved å låse prisen kan man sikre seg mot fremtidig nedside i markedet.

Det er flere fordeler med å kunne vite hva fremtidig pris vil være. Dette skaper sikkerhet som kan gi strategiske fordeler for bedriften. Eksempelvis kan vi tenke oss lavere driftskostnader da bedriften kan holde produksjonen på et ønsket nivå, uten å måtte ha arbeidskapital i reserve eller oppleve økte kostnader ved å måtte justere nivået på arbeidskapitalen. Det er også naturlig å anta lavere kapitalkostnader når risikoen reduseres.

5.3.4 Argumenter mot hedging

Det er også ulemper knyttet til hedging. Først og fremst har en ulempen med den største fordelene ved hedging. Hvis en hedger seg for å sikre seg mot potensielle nedsider i markedet, eliminerer man også muligheten til å utnytte potensielle oppsider i markedet. En hedge er også forbundet med hedging-kostnader, noe som isolert sett naturligvis reduserer profitten. Hvis en ikke er i stand til å få ønsket utbytte av hedgen, kan det derfor tenkes at en konkurrent som ikke benytter en hedge kan oppnå høyere profitt.

Et annet argument som brukes mot hedging er at aksjonærene kan tenkes å ønske å være eksponert mot den usystematiske risikoen i bedriften. Dette kommer av klassisk porteføljeteori hvor vi har at en investor kan redusere sin eksponering mot usystematisk risiko ved en veldiversifisert portefølje. Således ønsker ikke investoren at bedriften skal ha kostnader for å redusere en risiko han alt har redusert til et minimum. Det er derimot ikke naturlig å anta at alle investorer har mulighet til å diversifisere tilstrekkelig. Dette argumentet ser også bort ifra de andre positive effektene en hedging-strategi kan gi for bedriften og som slik kan gi økt avkastning for investorene.

5.4 Teoretisk prising av futures

Jeg skal i de neste to undertitlene se på noen teoretiske modeller for prising av futures. For å gjøre det behøves det noen antagelser. Jeg vil benytte meg av antagelsene presentert av Hull (2009, s. 44):

- Aktørene i markedet har ingen transaksjonskostnader knyttet til sine kjøp og salg
- Aktørene i markedet har samme skatt på all profitt fra sine kjøp og salg
- Aktørene i markedet kan låne til samme risikofrie rente, på lik måte som de kan låne ut
- Aktørene i markedet utnytter de arbitrasjemuligheter som oppstår

Videre antas det at futures kan prises likt som forwards, da de teoretisk skal være like når det forutsettes en risikofri rente som er konstant og lik for alle oppgjørstidspunkt (Hull, 2009, s. 51). Annoteringen som benyttes for de ulike sammenhengene i de to neste undertitlene er også som presentert av Hull (2009).

5.4.1 Forventningshypotesen

I et svært likvid marked kan man benytte seg av forventningshypotesen, noe som innebærer at tilbud og etterspørsel setter futuresprisen lik fremtidig forventet spotpris. Det vil si at futuresprisen når vi har en likevekt mellom aktører med lange og korte posisjoner i futuresmarkedet til sammen utgjør forventningen om fremtidig spotpris. Denne sammenhengen kan uttrykkes slik:

$$F_t = E(S_T) \quad (5.1)$$

Hvor F_t er futuresprisen og S_T er fremtidig spotpris.

Dette tilsier at spotprisen forventes å konvergere mot futuresprisen. Dette krever derimot at markedet er effisient, og således at ingen aktør i markedet kan holde igjen store nok volum av underliggende aktiva til at prisen kan manipuleres.

5.4.2 Lagringshypotesen

Lagringshypotesen er hypotesen om at vi i et arbitrasjefritt marked har at nåverdien av futuresprisen skal være lik spotprisen i dag, pluss kostnaden for å holde på aktiva frem til tidspunkt T. Hvis vi ser på første del av hypotesen har man sammenhengen:

$$F_0 = S_0 e^{rT} \quad (5.2)$$

Hvor F_0 er nåverdien av futuresprisen og S_0 er dagens spotpris.

Ligning (5.2) gir at nåverdien av futuresprisen er lik spotprisen i dag. Det må det tas hensyn til kostnaden for å holde på aktiva frem til tidspunkt T, også kjent som lagringskostnaden. Hvis vi lar U være nåverdien av hele lagringskostnaden i løpet av futureskontrakten har vi sammenhengen:

$$F_0 = (S_0 + U) e^{rT} \quad (5.3)$$

Denne sammenhengen vil under lagringshypotesen gjelde for alle futures med underliggende aktiva som kan klassifiseres som investeringsobjekter. For at aktiva skal klassifiseres som investeringsobjekter må en signifikant andel av aktørene holde posisjoner i aktiva med investeringshensikt. Gode eksempler på investeringsobjekter er aksjer og obligasjoner. Merk at aktiva ikke kun må anvendes for investering for at det skal klassifiseres som investeringsobjekter. Gull og sølv er eksempelvis aktiva som hovedsakelig klassifiseres som investeringsobjekter selv om det også har et industrielt bruksområde.

En god del aktiva holdes derimot ikke med investeringshensikt. De fleste råvarer er av en slik natur at de hovedsakelig holdes for å konsumeres. For eksempel laks, som er sentralt i denne oppgaven, er et aktiva med begrenset lagringsmulighet og som i all hovedsak kjøpes og selges for å konsumeres i nær fremtid. Det vil si at eksempelvis en oppdretter eller en videreforedler gjerne har et behov for aktiva da driften avhenger av det. For disse aktørene, som utgjør en signifikant andel av aktørene i markedet, er det altså en merverdi i å holde aktiva fremfor å holde et verdipapir på tilsvarende aktiva. Dette gir oss sammenhengen:

$$F_0 \leq (S_0 + U)e^{rT} \quad (5.4)$$

Ulikheten fra sammenhengen i ligning (5.4) skaper en arbitrasjemulighet. En arbitrasjør som oppdager ulikheten kan selge aktiva og investere i risikofri rente, samtidig som han tar lang posisjon i futures med gjeldende aktiva som underliggende. Dette vil gi en risikofri fortjeneste tilsvarende $(S_0 + U)e^{rT} - F_0$.

Fordelen ved å holde en posisjon i aktiva fremfor en posisjon i et derivat med samme aktiva som underliggende, betegnes som *convenience yield*. For å få en fremstilling av lagringshypotesen som også er gyldig for futureskontrakter med underliggende aktiva beregnet for konsum, må også convenience yield bli hensyntatt. Nåverdien av all convenience yield i løpet av futureskontrakten betegnes som Y , og gir sammenhengen:

$$F_0 = (S_0 + U - Y)e^{rT} \quad (5.5)$$

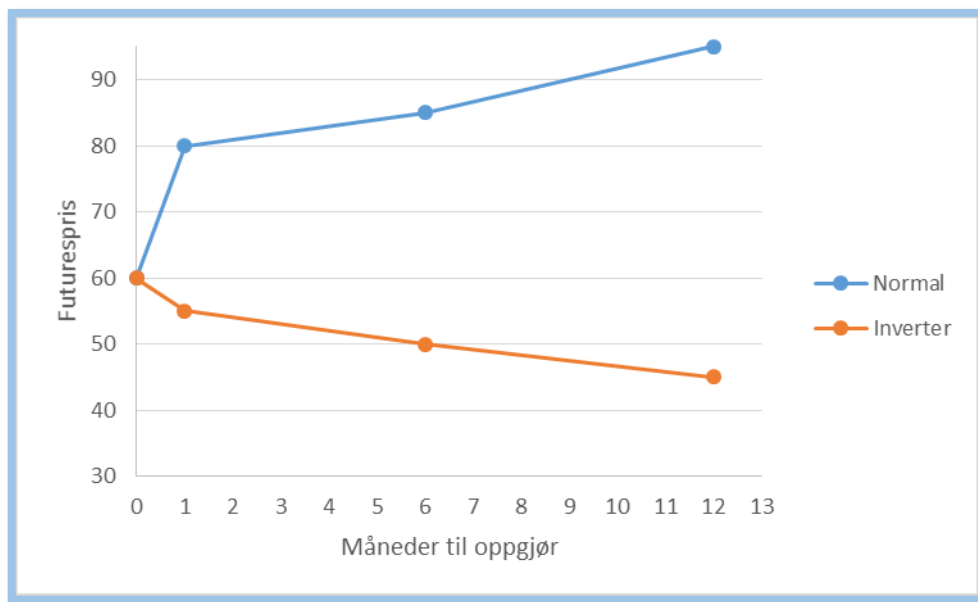
Med ligning (5.5) har vi en sammenheng som ifølge lagringshypotesen er gyldig for futureskontrakter med underliggende aktiva beregnet for konsum. Sammenhengen i ligning (5.5) er også gyldig for investeringsobjekter under lagringshypotesen. Dette da convenience yield for investeringsobjekter må være lik 0 for at det ikke skal eksistere arbitrasjemuligheter.

5.5 Konvergens av futurespris mot spotpris

Før oppgjørstidspunktet oppleves det sjeldent at futuresprisen er lik spotprisen i markedet. Før oppgjørstidspunktet oppleves det altså en futurespris som er høyere eller lavere enn spotprisen. Mot oppgjørstidspunktet opplever vi derimot at futuresprisen konvergerer mot spotprisen. I forbindelse med dette har vi begreper som normalt og invertert futuresmarked, og futuresmarked i contango eller backwardation. I de neste undertitlene ser jeg på disse begrepene, forskjellen på de og hvordan de bidrar til konvergens av futuresprisen mot spotprisen.

5.5.1 Normalt og invertert futuresmarked

Normalt og invertert futuresmarked refererer til hvorvidt futuresprisene er høyere eller lavere jo lengere tid det er til levering/oppgjør. I figur 5.2 er dette illustrert.



Figur 5.2 - Illustrerte futureskurver i normalt og invertert futuresmarked.

I et normalt marked vil futureskontrakter med lengre løpetid være dyrere enn kontrakter med kortere løpetid. Dette er i samsvar med lagringshypotesen da kontrakter med lengre løpetid vil være forbundet med større lagringskostnader og convenience yield enn kontrakter med kortere løpetid.

I et invertert marked vil futureskontrakter med kortere løpetid være dyrere enn kontrakter med lengre løpetid. For futures med underliggende aktiva beregnet for konsum kan vi få et invertert marked hvis det på kort sikt er en stor mangel på tilbud. De som etterspør gjeldende aktiva vil da skynde seg til futuresmarkedet for å sikre prisen, noe som på kort sikt øker futuresprisen.

I begge tilfeller konvergerer futuresprisen mot spotprisen. For et normalt marked skyldes dette at lagringskostnader og convenience yield utgjør stadig mindre andel av futuresprisen jo nærmere en kommer oppgjørstidspunktet. For inverterte marked skyldes dette at jo lenggere løpetid en har, jo mindre vil de kortsiktige effektene som øker futuresprisen være gjeldende. Ved oppgjørstidspunktet må futuresprisen være lik spotprisen for at det ikke skal eksistere en veldig enkel arbitrasjemulighet.

5.5.2 Contango og normal backwardation

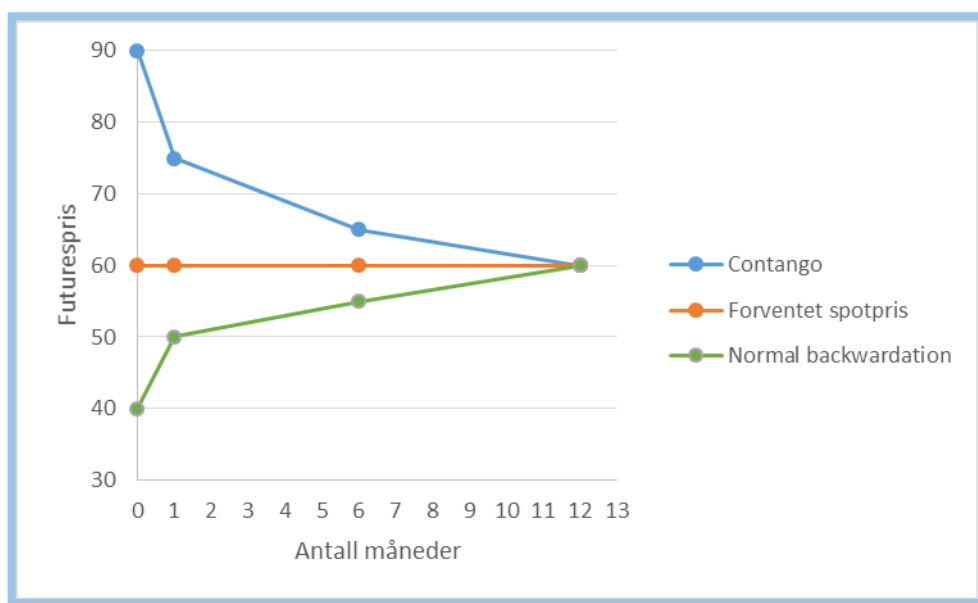
Om markedet er normalt eller invertert kan man se ved å ta et stillbilde av markedet, og observere hvordan futuresprisene for markedet utvikler seg for kontrakter med lengre løpetid. Normalt- og invertert marked forteller oss altså hvordan markedet er akkurat nå. *Contango* og *backwardation* refererer på sin side til hvordan markedet utvikler seg over tid.

I dag er det vanlig blant reelle aktører i reelle futuresmarkeder å omtale et marked hvor man har økning i futuresprisen over tid som et marked i *contango*, og motsatt et marked hvor man har reduksjon i futuresprisen over tid som et marked i *backwardation*.

Dette er derimot feilaktig i henhold til teorien om *contango* og *normal backwardation* som først ble presentert i "*A Treatise on Money*" av Keynes (1930). Her omtales *contango* som når futuresprisen er høyere enn den forventede spotprisen. Det at futuresprisen er høyere enn den forventede spotprisen, indikerer at noen er villige til å betale en premie for å slippe lagringskostnadene og convenience yield. Dette er således i henhold til lagringshypotesen. Hvis

futuresprisen er lavere enn den forventede spotprisen omtales det som at markedet er i normal backwardation, eller bare backwardation. En slik situasjon kan sees i sammenheng med at kjøperen av futureskontrakten mottar en premie for å redusere selgerens risiko.

Med tiden vil derimot futuresprisen konvergere mot den forventede spotprisen. Dette kommer av at av både lagringskostnaden og convenience yield - i tilfelle av contango - og risikopremien - i tilfelle av backwardation - vil være stadig minkende jo nærmere man kommer oppgjørstidspunktet. På selve oppgjørstidspunktet er det hverken lagringskostnad, convenience yield eller risikopremie å hente, og futuresprisen skal da være lik den forventede spotprisen. I følge Keynes indikerer dermed contango at futuresprisene synker over tid og backwardation indikerer at futuresprisene øker med tiden.



Figur 5.3 - Viser hvordan futuresprisen for én enkelt kontrakt med oppgjør om 1 år utvikler seg i løpet av løpetiden.

Siden den forventede spotprisen ikke er observerbar, kan en ikke stadfeste om et marked på et gitt tidspunkt er i contango eller backwardation. Det beste man kan gjøre er å observere markedet over en tid, noe som forteller oss om markedet har vært i contango eller backwardation, og ut i fra dette kan vi få en indikasjon på om markedet er i contango eller backwardation.

5.5.3 Forskjell mellom akademisk og reell tolkning

Det er altså forskjell mellom det som akademisk omtales som contango og normal backwardation og det som i blant reelle aktører i reelle markeder omtales som contango og backwardation. Trolig kommer dette av en mistolkning av ordene contango, som er *positivt* ladet, og backwardation som er *negativt* ladet. Der Keynes med contango viste til den *positive* forskjellen mellom futuresprisen og den forventede spotprisen, har contango gjerne blitt feiltolket med den *positive* trenden som ifølge Keynes skapes av backwardation.

Det er viktig å poengtere at selv om contango som en positiv utvikling over tid i futuresprisen kommer av en feiltolkning av Keynes, er det stor sannsynlighet for at det er dette en futures trader referer til hvis du prater med han. For denne oppgaven er det ikke avgjørende om contango og backwardation viser til henholdsvis en økende og synkende trend eller motsatt. Det som derimot er sentralt er konvergenseffekten av futuresprisen mot spotprisen som contango og backwardation medfører.

6 Fish Pool

Fish Pool ASA er en regulert markedsplass for fisk og sjømat med lisens av Finansdepartementet, og ble åpnet for handel i mai 2006. Som vi var inne på i innledningen ble Fish Pool etablert som et resultat av at norske banker etter kriseårene 2002 og 2003 ønsket å skape større mulighet for risikostyring i næringen. Ved etableringen i 2005 var de ledende aksjonærene DnB NOR, Nordea, tre lokale sparebanker, Bergen Energi AS, GC Rieber AS og Holbergfondene. I 2012 kjøpte Oslo Børs ca. 71% av aksjene, og har etter den tid økt sin eierandel slik at Oslo Børs nå kontrollerer 94,3% av aksjene.

I Brønnøysundregisteret har allmennaksjeselskapet som vedtektsfestet formål å "etablere, utvikle og drive en internasjonal markedsplass for standardiserte finansielle kontrakter knyttet til fisk, i første omgang oppdrettslaks, samt delta i andre selskaper med lignende virksomhet". I dag tilbyr Fish Pool markedsinformasjon gjennom Fish Pool Index™ (FPI), og finansielle kontrakter i form av forwards, futures og opsjoner.

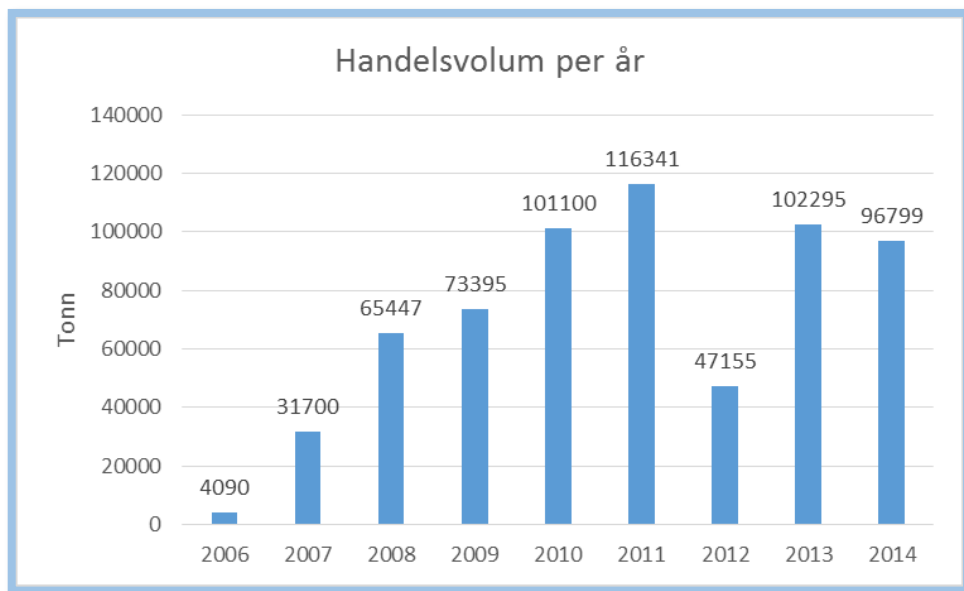
Fish Pool har i dag over 200 registrerte handelsmedlemmer fra hele næringskjeden, eksempelvis oppdrettere, eksportører, importører, foredlere og finansielle investorer. I tabell 6.1 er handelsvolumet hos Fish Pool fordelt per segment.

Segment	Andel
Oppdrettere	33%
Eksportører/importører	14%
Foredlere	23%
Finansielle investorer	30%
Sum	100%

Tabell 6.1 - Handelsvolum per segment 2010-2013. Kilde: Fish Pool (2015).

Handelsvolumet hos Fish Pool har økt voldsomt siden etableringen. I 2006 ble det omsatt forwardskontrakter for 4090 tonn. I figur 6.1 kan vi se at med unntak av 2012, har det så langt i dette tiåret blitt omsatt forwards, futures og opsjoner for omtrent 100 000 tonn. I 2012 opplevde derimot Fish Pool en voldsom nedgang i inngåtte kontrakter. Dette skyldes trolig at høsten 2011 var preget av svært fallende spotpriser, noe som førte til kontraktspriser som var opptil 15 NOK/kg høyere enn spotprisen. Dermed ble trolig aktørene i markedet tilbakeholden med å tegne nye kontrakter, da de heller ønsket å være eksponert mot spotprisen fremfor de derivatene Fish Pool tilbød.

Vi ser derimot fra figuren at handelsvolumet for 2013 og 2014 er på tilnærmet likt nivå som 2011. Dette tyder på at aktørene i markedet ikke mistet troen på Fish Pool som konsept til tross for differansen mellom spotpris og kontraktspris høsten 2011.



Figur 6.1 - Handelsvolum per år hos Fish Pool 2006-2014. Kilde: Fish Pool (2015).

6.1 Fish Pool Index™

Fish Pool ASA er en ren finansiell markeds plass. Det tilbys kun finansielle kontrakter, og altså ikke handel av fysisk fisk. Dette innebærer at alle derivater tilbudt av Fish Pool har finansielle oppgjør. Ved oppgjørstidspunktet skal det ikke leveres noe fysisk aktiva, men kontraktsprisen gjøres opp mot FPI og en av partene betaler den andre parts differanse mellom disse, multiplisert med volum.

Laks finnes derimot i mange vektklasser og klasser av bearbeidelse, slik at det er vanskelig å sette én spotpris for laks. Derfor trenges det en referansepris som reflekterer den aktuelle spotprisen av atlantisk laks i orden for å gjøre opp de ulike derivatene. For dette har Fish Pool etablert den syntetiske markedsprisen FPI som benyttes i oppjøret av alle finansielle laksekontrakter tilbudt av Fish Pool.

Målet med FPI er å:

- Gi en korrekt refleksjon av markedsprisen
- Være mulig å kontrollere/verifisere
- Være umulig å manipulere
- Være transparent og tilgjengelig
- Være nøytral for alle parter

For å best mulig oppnå dette kalkuleres FPI basert på flere prisreferanser for kjøp og salg av atlantisk laks. I dag benyttes *NASDAQ Salmon Index Exporter's selling prices* og statistikk fra Statistisk Sentralbyrå (SSB) som prisreferanser. Hvor de vektet henholdsvis 80 og 20 prosent.

Det har derimot ikke alltid vært slik. Fra oppstarten i 2006 og til uke 52 i 2013 ble følgende prisreferanser brukt: Fish Farmers Index⁵, NOS Index⁶, statistikk fra SSB og Mercabarna Index⁷. Disse ble da vektet med henholdsvis 25, 50, 20 og 5 prosent.

⁵ Fish Farmers Index, salgspotiser fra lakseoppdrettere, basert på benchmarks levert av Kontali Analyse.

⁶ Tidligere indeks levert av NOS Clearing, nå fusjonert med NASDAQ.

⁷ Index basert på markedspriser fra engroshandelen i Barcelona, Spania.

I 2014 fusjonerte NOS Clearing med NASDAQ. På grunn av dette byttet FPI Nos Index med *NASDAQ Salmon Index Exporter's buying prices* for alle ikke allerede avtalte kontrakter fra og med uke én i 2014. Samtidig gikk Fish Pool Index Surveillance Board inn for å fjerne Mercabarna Index fra FPI og styret godtok dette slik at Mercabarna Index ikke benyttes for alle ikke allerede avtalte kontrakter fra og med uke én i 2014. Fra og med dette tidspunktet ble altså følgende prisreferanser benyttet: Fish Farmers Index, *NASDAQ Salmon Index Exporter's buying prices* og statistikk fra SSB. Disse ble da vektet med henholdsvis 25, 55 og 20 prosent.

For alle ikke allerede avtalte kontrakter ble det på nytt gjort endringer i prisreferansene i 2015. Man byttet fra å bruke eksportørers kjøpspris til eksportørers salgspris. Det ble også gjort en forenkling ved at Fish Farmers Index ble fjernet fra FPI. Noe som betydde en markant økt vektlegging av NASDAQ indeksen. Endringene er oppsummert i tabell 6.2.

Fish Pool Index Basis	Vekt til uke 52 i 2013	Vekt fra uke 1 i 2014 til uke 53 i 2015	Vekt fra uke 1 i 2015
Fish Farmers Index	25%	25%	0%
NOS (til og med 2013) NASDAQ Salmon Index Exporter's selling/buying prices	50%	55%	80%
Statistikk fra SSB	20%	20%	20%
Mercabarna Index	5%	0%	0%
Sum	100%	100%	100%

Tabell 6.2 - Vekting av prisreferanser.

Prisreferansene blir så korrigert for at FPI skal reflektere superior⁸, fersk, head-on gutted⁹ laks fryst, pakket og levert FCA Oslo¹⁰. Atlantisk laks i denne klassen prises hovedsakelig i tre kategorier: 3-4 kg, 4-5 kg og 5-6 kg. I FPI vektet priskorrigeringen med henholdsvis 30, 40 og 30 prosent på disse klassene. Selve korrigeringen av de ulike indeksene i FPI for å reflektere dette har vært i stadig endring. I dag gjøres det ingen korrigerer av NASDAQ indeksen, mens SSB Totalpris blir tillagt 0,13 NOK/kg (Fish Pool 2015).

Siden etableringen i 2006 har det vært store svingninger i FPI. Som vi kan se i tabell 6.3 har det hvert år vært store endringer mellom laveste og høyeste notering på indeksen. Dette er som forventet da FPI er ment å reflektere prisen i et marked som vi alt har stadfestet er volatil.

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Høyeste notering	44,77	31,11	30,96	40,52	44,76	44,44	32,48	52,81	51,5
Laveste notering	25,13	21,09	23,56	24,38	25,79	18,99	22,43	28,13	31,39
%-endring	78,2%	47,5%	31,4%	66, %	73,6%	134,0%	44,8%	87,7%	64,1%

Tabell 6.3 - Årlig høyest og laveste notering av FPI (2006 - 2014).

⁸ Spesifikasjon satt av Norsk Bransjestandard for Fisk. (1999). Deles opp i superior, ordinary og production. Superior skal blant annet ha blankt skinn og ingen arr, være intakt og ha en naturlig form.

⁹ Sløyd laks med hodet.

¹⁰ Free Carrier (FCA) Oslo - Handelsbestemmelse om hvilken kvalitet fisken skal ha, hvor og når fisken skal leveres og når transportkostnader og risiko for tap overføres.

6.1.1 Nærmere om FPI opp mot spotpris

FPI er en syntetisk markedspris basert på ulike markedspriser, og er derfor ulik den spotprisen de ulike aktørene som driver med fysisk laks må forholde seg til. Det vil altså ikke være en perfekt likhet mellom FPI og den spotprisen som eksempelvis én enkelt oppdretter oppnår når han skal selge fisken sin.

Jeg vil i denne oppgaven gjennomgående benytte betegnelsen spot for FPI. Når vi senere skal finne hedgingeffektiviteten av Fish Pools futures er det derfor viktig å huske at vi finner en generalisert hedgingeffektivitet som skal gjelde generelt for *alle* i markedet.

6.2 Fish Pools derivater

Fish Pool tilbyr derivater i form av futures, forwards og opsjoner. For å handle hos Fish Pool må man være et godkjent medlem. Fish Pool har en egen søknadsvurdering og selve medlemskapet er vederlagsfritt. Fish Pool tar derimot et trading og clearing fee når en handel er gjennomført.

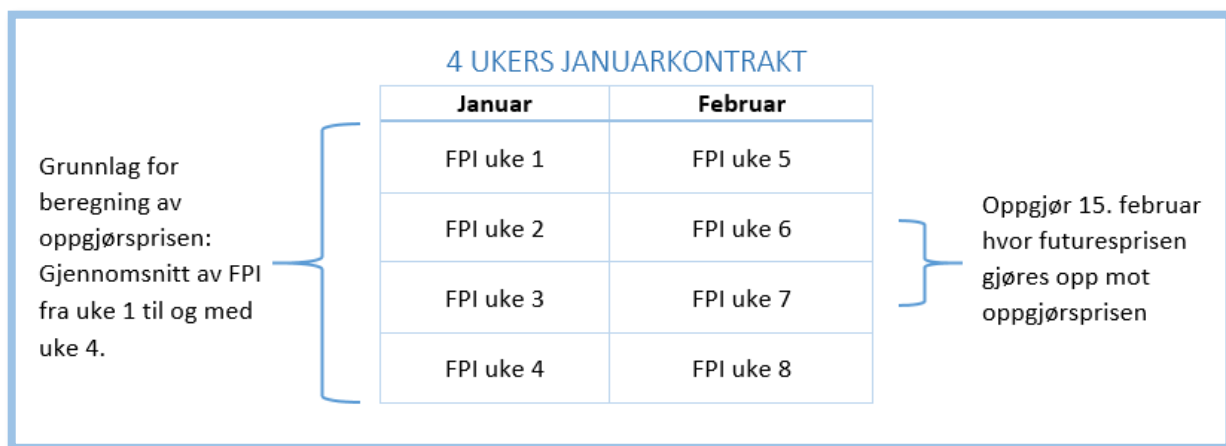
6.2.1 Futures

Fish Pool tilbyr futureskontrakter med FPI som underliggende aktiva. I disse er kontraktsprisen gitt i norske kroner per kilogram (NOK/kg) og kontraktstørrelsen er på 1 tonn. Fish Pool tilbyr kun standardiserte månedskontrakter, men disse kan legges sammen for å møte ulike aktørers behov. Med pakker av månedskontrakter kan man konstruere kvartalskontrakter, årskontrakter o.l.

6.2.1.1 Oppgjør

Som alt nevnt har alle derivater hos Fish Pool finansielle oppgjør. Ved oppgjør beregnes et gjennomsnitt av FPI gjennom kontraktens oppgjørsmåned, kjent som oppgjørsprisen, som futuresprisen gjøres opp mot. Oppgjørsprisen publiseres den femtende i påfølgende måned. Hvis den femtende ikke er en handelsdag publiseres oppgjørsprisen påfølgende handelsdag.

Beregningsgrunnlaget for oppgjørsprisen er altså ukene i kontraktens oppgjørsmåned. Dette kan da være 4 eller 5 uker. Figur 6.2 illustreres det hvordan oppgjørsprisen for en januarkontrakt bestående av 4 uker beregnes og at denne gjøres opp 15. februar:



Figur 6.2 - Eksempel på beregning av oppgjør av januarkontrakt.

Tar vi eksempelvis for oss januarkontrakten for 2015 hadde denne uke 2 til uke 5 som oppgjørsmåned. I tabell 6.4 kan vi se de ukentlige noteringene av FPI i løpet av kontraktens oppgjørsperiode, og hvordan dette ga oss en oppgjørpris på 42,9 NOK/kg.

Januarkontrakt 2015	
FPI uke 2	45,52 NOK/kg
FPI uke 3	45,45 NOK/kg
FPI uke 4	42,28 NOK/kg
FPI uke 5	38,33 NOK/kg
Opgjørpris (gjennomsnitt)	42,90 NOK/kg

Tabell 6.4 - Beregning av oppgjørprisen for januarkontrakten 2015.

6.2.1.2 Klareringssentral

NASDAQ benyttes som klareringssentral for alle futureskontrakter tilbudt hos Fish Pool. Dette skaper en anonym handel og automatiske oppgjør, samt eliminerer motpartsrisiko ved futureskontraktene. For å benytte seg av NASDAQ klareringssentral må partene opprette hver sin marginkonto hos NASDAQ, slik at NASDAQ kan stille oppgjørsgaranti for begge parter.

På marginkontoen må det skytes inn et bidrag til NASDAQs *Default Fund*. Dette bidraget beregnes hver måned, men minimumsbidraget er på 250 000 NOK. I tillegg til dette kreves det et basisbidrag som er fast sum basert på medlemmets finansielle status. Til slutt beregnes det en prosent av kontraktsverdien som til enhver tid sammen med Default Fund-bidraget og basisbidraget utgjør marginalkravet. Hensikten med marginalkravet er at det skal dekke 99,2% av alle forventede prisbevegelser over den tidsperioden det tar å lukke porteføljen til et medlem som ikke klarer å oppfylle sine forpliktelser (Fish Pool, 2015).

Videre gjennomføres det ved slutten av hver handelsdag en automatisk marking-to-market av marginkontoen.

6.2.2 Forwards

Fish Pool tilbyr også forwardskontrakter med FPI som underliggende aktiva. Disse utformes stort sett likt med futureskontraktene når det gjelder kontraktspris og kontraktstørrelse. Forskjellen er da at forwardskontraktene ikke klareres gjennom NASDAQ og at det derfor stort sett ikke gjennomføres marking-to-market av kontraktene. Forwardskontrakter har utgjort en stadig minkende andel av handelsvolumet hos Fish Pool og utgjør i dag en marginal andel av volumet.

6.2.3 Opsjoner

Som et siste derivat tilbyr Fish Pool asiatiske call- og put opsjoner med FPI som underliggende. Disse er i likhet med futureskontraktene månedlige. Oppgjørprisen beregnes som et aritmetisk gjennomsnitt av gjeldende måned. I likhet med forwardskontrakter utgjør opsjoner en marginal andel av handelsvolumet hos Fish Pool.

7 Optimal hedge og hedgingeffektivitet

En optimal hedge defineres som en hedge som reduserer så mye risiko i en markedsvariabel som mulig. I denne oppgaven er denne variabelen prisen på atlantisk laks. En perfekt hedge skal eliminere all risiko for at man vil tape ved et uforutsett hopp eller fall i spotprisen ved å fastlåse prisen helt. En perfekt hedge er derimot svært vanskelig, om ikke umulig å oppnå. En hedger vil derfor i realiteten forsøke å konstruere en hedge som under ulike forutsetninger er så optimal som mulig.

Under skal presenteres noen modeller som kan benyttes for å finne optimal hedge i forbindelse med futureskontraktene til Fish Pool.

7.1 Modeller for optimal hedge

7.1.1 Naïv hedge

Working (1953) blir av mange regnet som en av pionerene innenfor hedging. Han utviklet teorien om at en endring i spotprisen alltid vil være identisk med endringen i futuresprisen til en kontrakt med samme underliggende aktiva. Dette innebærer at hvis denne sammenhengen holder vil en hedgerate¹¹ lik 1 være optimal og gi en perfekt hedge. Da vil gevinsten (tapet) på futureskontrakten være lik tapet (gevinsten) på spotposisjonen, slik at prisen vil være helt låst.

Denne sammenhengen holder derimot svært sjeldent i realiteten. Prisendringene vil stort sett ikke være helt like. Forskjellen mellom endringen i futuresprisen og spotprisen er kjent som basisrisikoen til futureskontrakter.

Da sammenhengen svært sjeldent holder, betegnes en hedge med hedgerate lik 1 som en naïv hedge. Da en slik hedge baserer seg på en sammenheng som i realiteten svært sjeldent holder, forventes det at denne hedgen presterer dårligere enn andre modeller for optimal hedge. Enkelte vil derimot argumentere for at en naïv hedge fremdeles representerer den beste hedging-strategien. Brown (1985) argumenterer eksempelvis for at andre modeller for optimal hedge ikke er verdt det ekstra arbeidet de medfører.

7.1.2 Minste kvadrats metode (OLS)

En annen tilnærming til optimal hedge ble presentert av Johnson (1960) og Ederington (1979). Denne tilnærmingen tar for seg å konstruere en portefølje bestående av spot og futures med en optimal hedgerate som gir minimum porteføljevarians.

Ved hjelp av minste kvadrats metode (OLS) kan en relativt enkelt finne den hedgeraten som gir minimum porteføljevarians. Med lineær regresjon kan man finne den lineære sammenhengen hvor avvikene mellom den estimerte regresjonslinjen og de observerte data er minst. Avvikene kalles residualer eller feilledd, og betegner den additive variasjonen som modellen ikke klarer å fange opp. Denne enkle regresjonsmetoden basert på minste kvadrats metode har vært brukt i en mengde tidligere studier av futuresmarkeder, slik som Ederington (1979), Malliaris og Urrutia (1991) and Benet (1992).

¹¹ Hedgeraten, h , er et forholdstall mellom posisjonen i futures og posisjonen i spot.

Ligningen til en lineær regresjon med én avhengig og én uavhengig variabel gir en rett linje og kan uttrykkes som:

$$\Delta S_t = \alpha + h^* \Delta F_t + \varepsilon_t \quad (7.1)$$

Hvor $t = 1, 2, \dots, n$,

ΔS = avhengig variabel (log avkastning spot),

ΔF = uavhengig variabel (log avkastning futures),

α = konstantledd, h^* = koeffisient (hedgerate) og

ε = feilledd/residual.

I modellen har vi at logaritmisk avkastning på spot, ΔS , varierer med h^* for én endring i logaritmisk avkastning på futures, ΔF , alt annet likt. For at modellen ikke skal gi spuriøse resultater kreves det noen forutsetninger. Nedenfor presenteres Gauss-Markov antagelser (7.2-7.5) samt antagelsen om normalfordeling av residualene (7.6).

7.1.2.1 Residualene har forventet verdi lik 0

$$E(\varepsilon_t) = 0, \quad t = 1, \dots, T \quad (7.2)$$

Denne antagelsen sier at forventet verdi av feilleddene er lik 0, og impliserer at regresjonen i gjennomsnitt skal være korrekt. Ved å tillate et konstantledd i regresjonen vil denne antagelsen aldri bli krenket. Dette da konstantleddet vil angi den konstante delen av den endogene variabelen som ikke kan forklares av de eksogene variablene, mens feilleddet angir den stokastiske delen som ikke kan forklares.

7.1.2.2 Residualene er ikke korrelert med uavhengig variabel

$$\text{cov}(\varepsilon_t, \Delta F_t) = 0, \quad t = 1, \dots, T \quad (7.3)$$

Hvis en uavhengig variabel er korrelert med feilleddet vil regresjonen kunne tilegne noe av variasjonen i endogen variabel som tilhører feilleddet til den eksogene variabelen. For eksempel vil en positiv korrelasjon mellom eksogen variabel og feilleddet kunne gi en estimert verdi for denne variabelens koeffisient som er for høy.

7.1.2.3 Variansen til residualene er konstant

$$\sigma^2(\varepsilon_t) = \sigma^2, \quad t = 1, \dots, T \quad (7.4)$$

Dette impliserer at alle feilledd har konstant varians, og så lenge dette stemmer har vi homoskedastisitet. Når denne antagelsen krenkes har vi heteroskedastisitet. Hvis vi sliter med heteroskedastisitet kan dette tyde på at estimatene fra OLS ikke er objektive og konsistente. Vi kan derimot anta at estimatene fremdeles er objektive og konsistente (*unbiased*) om (7.2) og (7.3) holder, men at estimatene ikke lengre er BLUE (Best Linear Unbiased Estimator). Dette kan tyde på at estimatene har standardfeil som ikke er gyldige for å danne konfidensintervall og t-verdier.

7.1.2.4 Residualene er ikke korrelert over tid

$$\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, \quad i, j = 1, \dots, N, \quad i \neq j \quad (7.5)$$

Denne antagelsen krever at residualene ikke er korrelerte over tid. Dette innebærer at et gitt residual ved en gitt observasjon ikke kan påvirke residualene i kommende observasjoner. Hvis residualene derimot er korrelerte over tid kalles dette seriekorrelasjon eller autokorrelasjon.

Da vil modellens estimerte koeffisienter ha feilaktige standardavvik. Positiv autokorrelasjon underestimerer standardavvik og negativ autokorrelasjon overestimerer standardavvik.

Autokorrelasjon forekommer ofte i tidsserier og kan skyldes ulike forhold. Eksempelvis kan modellen være spesifisert feil. Hvis viktige forklarende variable er utelatt eller at en lineær sammenheng benyttes for å forklare en sammenheng som kan forklares bedre på andre måter, kan dette føre til autokorrelasjon. Behandlingen av datasett kan også føre til autokorrelasjon. I finansielle tidsserier er det derimot vanlig at autokorrelasjon skyldes *inertia*¹². Når en variabel endrer seg som følge av et sjokk kan det ta tid før ny likevekt nås.

7.1.2.5 Residualene er normalfordelte

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma) \quad (7.6)$$

Med dette uttrykket antas det at residualene er normalfordelt med gjennomsnitt lik 0 og standardavvik lik σ . Dette kommer av at hypotesetestene som gjennomføres baserer seg på normalfordeling og således må det forventes at residualene følger samme fordeling. Viktigheten av dette øker med datasettets størrelse, da det forventes at datasettet konvergerer mot normalfordeling når antallet observasjoner øker (Dougherty, 2011).

7.1.3 Vector Autoregressive Model (VAR)

Hvis en opplever autokorrelasjon i modellen kan vi forsøke å tilpasse regresjonen slik at denne bedre reflekterer sammenhengene i datasettet. Fremfor å forsøke på dette kan en også benytte seg av en vektor autoregressiv modell på stasjonære tidsserier. I en VAR-modell vil hver variabel få sin egen ligning hvor det tas hensyn til både egne tidligere verdier og hverandres verdier.

Jeg benytter meg av en bivariate VAR-modell som tidligere er benyttet på det australske futuresmarkedet (Yang og Allen, 2001) og det italienske futuresmarkedet (Casillo, 2004). Denne gir oss to ligninger som kan formuleres på følgende måte:

$$\Delta S_t = \alpha_S + \sum_{i=1}^k \beta_{Si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \lambda_{Si} \Delta F_{t-i} + \varepsilon_{St} \quad (7.7)$$

$$\Delta F_t = \alpha_F + \sum_{i=1}^k \beta_{Fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \lambda_{Fi} \Delta F_{t-i} + \varepsilon_{Ft} \quad (7.8)$$

Hvor:

ΔS_t = logaritmisk avkastning spot, ΔF_t = logaritmisk avkastning futures,

α = konstantledd, β og λ = koeffisienter og

ε = feilledd/residualer.

Optimalt antall lags, k , for de to endogene variablene bestemmes ved å teste hvert nivå inntil man eliminerer autokorrelasjonen i residualene. Med for mange laggede verdier kan man

¹² Det engelske uttrykket *inertia*. Kommer av det latinske ordet *iners* og kan best oversettes til treghet.

oppleve at de er med på å forklare det samme. Med andre ord at de er multikolineære. Vi vil også kunne oppleve å ha for få frihetsgrader (Studenmund, 2005).

7.1.4 Vector Error Correction Model (VECM)

VAR-modellen krever at tidsserien er stasjonær. Hvis den derimot er en ikke-stasjonær tidsserie som er integrert av første orden, og det kan bevises kointegrasjon, kan vi kompensere for dette ved å benytte en VEC-modell. Denne modellen bygger videre på VAR-modellen ved å legge til et ledd som retter opp for ikke-stasjonæritet. Dette leddet innarbeider en kointegrasjonsvektor i VAR modellen, og hvis vi betegner *error correction* begrepet som E gir dette følgende VECM (Casillo, 2004):

$$\Delta S_t = \alpha_S + \sum_{i=1}^k \beta_{Si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \lambda_{Si} \Delta F_{t-i} + \gamma_S E_{t-1} + \varepsilon_{St} \quad (7.9)$$

$$\Delta F_t = \alpha_F + \sum_{i=1}^k \beta_{Fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \lambda_{Fi} \Delta F_{t-i} + \gamma_F E_{t-1} + \varepsilon_{Ft} \quad (7.10)$$

Her vil koeffisientene γ_S og γ_F kunne tolkes som koeffisienter for tilpasningshastigheten og måler hvor raskt hvert av markedene reagerer på avviket fra langtidslikevekten.

7.2 Estimering av optimal hedgerate

Når vi skal estimere optimal hedgerate ønsker vi å finne forholdet mellom en posisjon i futures og en posisjon i spot der porteføljevariansen er minst mulig. Dette forholdet mellom vår posisjon i futures og spot betegnes som hedgeraten, h . Matematisk kan dette formuleres som:

$$h = N_F / N_S \quad (7.11)$$

Hvor N betegner volum i henholdsvis futures og spot.

Når vi skal finne hedgeraten som gir oss porteføljen med minimum varians tar vi utgangspunkt i hedger som er naturlig kort i markedet og dermed ønsker å gå lang i futureskontrakter. For en slik hedger vil profitt eller tap, π , av porteføljen ved tidspunkt t være lik (Ederington, 1979):

$$\pi_t = S_{t-1}N_S + (S_t - S_{t-1})N_S - (F_t - F_{t-1})N_F \quad (7.12)$$

Tar vi å snur ligning (7.11) slik at vi har $N_F = hN_S$ og setter denne inn i ligning (7.12) får vi:

$$\pi_t = S_{t-1}N_S + N_S(\Delta S - h\Delta F) \quad (7.13)$$

Hvor ΔS og ΔF viser til prisendring på henholdsvis spot og futures mellom t og $t-1$. Vår hedger vil ved tidspunkt $t-1$ kunne vite hva spotprisen S_{t-1} og størrelsen på posisjonen N_S .

Usikkerheten og dermed risikoen ligger altså i leddet $(\Delta S - h\Delta F)$, hvor vi har endringene i prisene. For å minimere risikoen ønsker vi å minimere variansen til dette usikre leddet.

Variansen til en portefølje bestående av de to variablene ΔS og ΔF , som vektes 1 spot og h futures kan uttrykkes slik:

$$\sigma^2(\Delta S - h\Delta F) = \sigma_{\Delta S}^2 + h^2\sigma_{\Delta F}^2 - 2h\rho\sigma_{\Delta S}\sigma_{\Delta F} \quad (7.14)$$

Vi kan nå derivere med henhold på h og finner minimum eller maksimum variansen der:

$$\frac{\partial \sigma^2(\Delta S - h\Delta F)}{\partial h} = 2h\sigma_{\Delta F}^2 - 2\rho\sigma_{\Delta S}\sigma_{\Delta F} = 0 \quad (7.15)$$

Ved å finne den andrederiverte og observere at denne er positiv, vet vi at dette er minimumspunktet:

$$\frac{\partial^2 \sigma^2(\Delta S - h\Delta F)}{\partial^2 h} = 2\sigma_{\Delta F}^2 > 0 \quad (7.16)$$

Vi kan dermed gå tilbake til den førstederiverte fra ligning (7.15). Da vi vet at vi har minimum variansen der hvor den førstederiverte er lik 0, kan vi finne optimal hedgerate:

$$h^* = \rho \frac{\sigma_{\Delta S}}{\sigma_{\Delta F}} = \rho \frac{\sigma_S}{\sigma_F} = \frac{\sigma_{S,F}}{\sigma_F^2} \quad (7.17)$$

Vi har altså at den optimale hedgeraten, h^* , er lik kovariansen mellom spot og futures, $\sigma_{S,F}$, delt på variansen til futures, σ_F^2 .

7.2.1 OLS

I OLS regresjonsmodellen vil koeffisienten til den uavhengige variabelen tilsvare den raten mellom den avhengige og uavhengige variabelen hvor residuale er minst. Dette innebærer at koeffisienten h^* fra ligning (7.1) vil gi oss den optimale hedgeraten da dette er raten hvor residualene og da også usikkerheten er minst.

7.2.2 VAR og VECM

Hvis vi lar $\sigma^2(\epsilon_{F_t}) = \sigma_F^2$ og $cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t}) = \sigma_{S,F}$ kan vi i VAR- og VEC-modellene finne optimal hedgerate ved å benytte ligning (7.17) (Casillo, 2004).

7.3 Måling av hedgingeffektivitet

For å kunne sammenligne resultatene fra modellene i oppgaven, trenger vi et mål for hedgingeffektivitet. Johnson (1960) og Ederington (1979) foreslo å måle effektiviteten ved å beregne variansreduksjonen i en hedget portefølje sammenlignet med en ikke-hedget portefølje. Selv om Johnson (1960) var først ute med å denne måten å måle hedgingeffektiviteten på, blir ofte dette målet for hedgingeffektivitet i litteraturen omtalt som "*Ederingtons mål for hedgingeffektivitet*". Derfor vil også jeg benytte meg av denne terminologien videre i oppgaven.

I denne oppgaven benyttes Ederingtons mål for hedgingeffektivitet, og dette kan beregnes som:

$$HE = \frac{\sigma_U^2 - \sigma_H^2}{\sigma_U^2} \quad (7.18)$$

Hvor σ_U^2 er variansen til ikke-hedget portefølje og σ_H^2 er variansen til hedget portefølje.

Ikke-hedget portefølje tilsvarer det å ligge åpen i spot, mens hedget portefølje tilsvarer å ha en kombinert posisjon i spot og futures. Hedgeraten, h^* , avgjør hvilken andel av porteføljen som vil være posisjonert i spot og hvilken andel som vil være posisjonert i futures. Dette gjør at vi kan uttrykke variansen til porteføljene som henholdsvis:

$$\sigma_U^2 = \sigma_S^2 \quad (7.19)$$

og

$$\sigma_H^2 = \sigma_S^2 + h^{*2} \sigma_F^2 - 2h^* \sigma_{S,F} \quad (7.20)$$

Hvor σ_S^2 og σ_F^2 er variansen til henholdsvis spot og futures og $\sigma_{S,F}$ er kovariansen mellom de.

8 Datasett

Datasettet som er benyttet i denne oppgaven er i sin helhet hentet fra Fish Pool sine hjemmesider. For spotpris (FPI) har vi tilgjengelig ukentlige noteringer fra uke 1, 2006, og for futurespriser har vi tilgjengelig daglige noteringer fra 12. mai samme år. Da jeg ønsker å ha en lik tidshorisont for de ulike tidsseriene som analyseres, har jeg valgt å benytte data fra og med uke 26, 2006. Dataserien avsluttes så i uke 34, 2015. Datasettet består dermed av ukentlige og daglige noteringer på henholdsvis spot og futures for en tidsperiode på noe over 9 år. Dette gir oss en lengde på datasettet som gir et godt grunnlag for å gjennomføre de nødvendige analyser på et representativt datamateriale.

8.1 Behandling av datasett

Når vi i denne oppgaven skal gjennomføre tidsserieanalyser behøver vi et datasett som består av kontinuerlige tidsserier. Spotprisnoteringene i datasettet vårt utgjør en naturlig kontinuerlig tidsserie, og behøver derfor minimalt med behandling. Dette er derimot ikke tilfelle for futuresnoteringen våre i datasettet.

Futuresmarkeder skiller seg fra spotmarkeder da vi i futuresmarkeder har kontrakter med en begrenset varighet. Dermed eksisterer det ingen naturlig langvarig tidsserie som kan benyttes i våre tidsserieanalyser. Det er dermed et behov for å konstruere en kontinuerlig tidsserie av futurespriser.

Fish Pool tilbyr til enhver tid en rekke futureskontrakter med ulikt oppgjørstidspunkt. Ved begynnelsen i 2006 tilbydde Fish Pool 30 ulike kontrakter til enhver tid, og nå tilbyr de 60 ulike kontrakter til enhver tid. For hver handelsdag finnes det altså prisinformasjon for 30 eller 60 ulike kontrakter, og det er disse noteringene som utgjør vår rådata. Dette gir oss i underkant av 120.000 noteringer i datasettet som knyttes til en mengde ulike futureskontrakter. Under i tabell 8.1 kan vi se et tilfeldig utsnitt av rådata fra futuresprisnoteringene i datasettet vårt:

Date	Expiry Year	Expiry Month	Futures Price
02.01.2015	2015	1	47,75
02.01.2015	2015	2	47,75
02.01.2015	2015	3	46,7
02.01.2015	2015	4	46,35
02.01.2015	2015	5	45,45
02.01.2015	2015	6	45,15
02.01.2015	2015	7	41,35
02.01.2015	2015	8	40,15
02.01.2015	2015	9	38,35
02.01.2015	2015	10	40,45
02.01.2015	2015	11	41,65
02.01.2015	2015	12	42,55
02.01.2015	2016	1	43,9
02.01.2015	2016	2	42,9
02.01.2015	2016	3	43,1
02.01.2015	2016	4	42
02.01.2015	2016	5	42
02.01.2015	2016	6	42
02.01.2015	2016	7	38,3

Tabell 8.1 - Tilfeldig utsnitt av rådata fra futuresprisnoteringer.

I tabell 8.1 kan vi se 19 av 60 noteringer for første handelsdag i 2015. Hver notering representerer kontraktsprisen for én av de ulike kontraktene som er mulig å handle den aktuelle handelsdagen. Som vi ser er noteringene sortert etter kontraktenes oppgjørstidspunkt.

Når vi skal konstruere en kontinuerlig tidsserie av futuresprisen står vi altså ovenfor en situasjon hvor vi for hver handelsdag har 30 til 60 ulike kontraktspriser vi kan benytte for å representere den aktuelle handelsdagens futurespris. Dette betyr at vi må velge én av disse kontraktene til å representere futuresprisen i vår tidsserie for den aktuelle handelsdagen. Ved neste handelsdag kan vi velge å fortsette å bruke samme kontrakt for å representere futuresprisen, eller vi kan velge en ny kontrakt. Før eller siden må vi uansett bytte hvilken kontrakt vi benytter oss av, da denne kontrakten vil nå sitt oppgjørstidspunkt. Hvilken kontrakt vi velger å benytte oss av og når og hvordan vi bytter kontrakt vil kunne ha betydning for resultatene fra våre analyser.

8.1.1 Rollover Jump Problem

Når vi går fra en kontrakt til en annen kontrakt vil en kunne oppleve et hopp i kontraktsprisen da den nye kontrakten reflekterer spotprisen til underliggende aktiva ved et annet oppgjørstidspunkt enn den gamle kontrakten. Dette kan føre til unøyaktigheter i datasettet vårt da vi i datasettet har kunstige hopp som kun skyldes at vi har byttet kontrakt, og ikke representerer noe hopp i det virkelige markedet. Dette omtales gjerne som *"the rollover jump problem"* i den engelske litteraturen.

Masteika et al (2012) presenterer noen metoder som kan brukes til å løse dette problemet. Metodene tar for seg hvilken kontrakt som skal benyttes og hva man skal gjøre med hopp som oppstår ved at man bytter til neste kontrakt. Vi skal i de neste undertitlene se på de ulike metodene som blir presentert og hvilke fordeler og ulemper som er knyttet til de.

8.1.1.1 Nth-metode

I denne metoden benytter vi til enhver tid den kontrakten som er nærmest sitt oppgjørstidspunkt. Hoppene som oppstår som følge av at vi bytter kontrakt justeres ikke. Fordelen av å benytte den kontrakten som til enhver tid er nærmest oppgjørstidspunktet er at vi da benytter en likvid kontrakt med bevegelige priser som godt representerer spotprisen for den aktuelle handelsdagen. Det gjøres derimot ikke noen justering av hoppene som oppstår og skaper slik kunstig støy i datasettet.

8.1.1.2 Gann serie

En Gann serie benytter seg kun av kontrakter med samme oppgjørsmåned for hvert år. Slik ligner den på Nth-metode i fremgangsmåte, men fremfor at det blir bytte av kontrakt hver måned blir det nå bytte av kontrakt en gang i året. Dette reduserer antallet hopp i tidsserien, men hoppene kan bli større når de først forekommer.

Utover de større hoppene har denne metoden problem med likviditeten til kontraktene som benyttes. Futureskontrakter blir gjerne likvide først noen måneder før oppgjørstidspunktet. Ved å benytte kontrakter med lengre løpetid oppnår vi dermed fort svært statiske priser som ikke nødvendigvis representerer de sammenhengene vi ønsker å studere.

8.1.1.3 Bak/forover-justert serie

I denne metoden benytter vi oss i likhet med Nth-metode av kontraktene med kortest løpetid. I en bakover-justert serie begynner vi med den siste kontrakten og jobber oss bakover. Ved hvert hopp som oppstår som følge av at vi bytter kontrakt justerer vi slik at hoppet elimineres. Justeringen gjennomføres ved at vi ved hvert bytte av kontrakt juster hele tidsserien tilsvarende hoppet som oppstår. Eksempelvis kan vi se på et tilfelle hvor vi bytter mellom en

mars- og februar kontrakt, og at dette gjøres 25. februar. På denne handelsdagen har kontrakten med oppgjør i februar en pris på 40,5 NOK. Kontrakten vi har brukt med oppgjør i mars har derimot en pris på 40,2 NOK. Dermed vil alle noteringene av kontrakten med oppgjør i februar bli redusert med 0,3 NOK. Dette vil også gjelde for alle tidligere kontrakter og hver kontrakt vil slik akkumulere en delta som noteringene som er knyttet til den vil endres med. En forover-justert serie vil følge samme fremgangsmåte, bortsett fra at man her starter med den første kontrakten.

Fordelen med denne metoden er at man eliminerer de kunstige hoppene som fører støy til tidsserien. På en annen side vil vi med tiden bevege oss lengre og lengre fra virkelige observerte priser. Vi vil også kunne oppnå negative priser, noe som gir lite analytisk mening.

8.1.1.4 *Proporsjonalt-justert serie*

Denne metoden benytter seg av samme fremgangsmåte som bak- og forover-justert metodene. Forskjellen ligger i at denne metoden bruker et prosentnivå for deltaverdien. Dette gir oss et konstant forhold mellom alle historiske priser i datasettet, slik at vi ikke kan oppnå negative priser.

8.1.1.5 *Vektet-justert serie*

Denne metoden benytter seg av samme fremgangsmåte som Nth-metode, men forsøker å justere for hoppene som oppstår. Dette gjøres ved at det benyttes et vektet gjennomsnitt av den første kontrakten som benyttes og den neste kontrakt som skal benyttes. Ved begynnelsen vil neste kontrakt i rekken vektes lite, men vil gradvis vektes mer jo nærmere vi kommer tidspunktet for å bytte kontrakt.

Denne metoden eliminerer hoppene samtidig som prisene holder seg i nærheten av de virkelig historiske prisene. Det er derimot ikke en korrekt gjengivelse av de virkelig observerte prisene og det er også knyttet usikkerhet til hvordan vektingen skal utvikle seg gjennom perioden en kontrakt benyttes.

8.1.2 *Tidspunkt for bytte av kontrakt*

Når vi ønsker en tidsserie som best mulig representerer bevegelsene i markedet vil også valget om når vi velger å bytte kontrakt være avgjørende. I futureskontrakter opplever vi ofte at prisen på kontrakten flater ut mot slutten av dens løpetid, og således har samme prisnotering i flere påfølgende observasjoner. Dette kan forklares av konvergenseffektene som fører futurespris mot spotpris, og som vi omtalte i kapittel 5.5. Aktørene i markedet er klar over disse effektene og vil derfor bevege sin aktivitet over til neste kontrakt når en kontrakt nærmer seg oppgjørstidspunktet. Dette reduserer likviditeten i den gamle kontrakten, og vil således forsterke den utflatende trenden vi opplever.

Disse utflatende prisnoteringene vil ikke på en god måte representere bevegelsene i markedet da aktørene i markedet har beveget seg til neste kontrakt. For at vår tidsserie på en god måte skal representere bevegelsene i markedet ønsker vi altså å bytte til neste kontrakt før denne når sitt oppgjørstidspunkt. Dette er i overenstemmelse med tidligere studier, slik som Martikainen og Puttonen (1996), Lypny og Powalla (1998), Kavussanos og Nomikos (2000) og Harris og Shen (2003) som alle bytter kontrakt før oppgjørstidspunktet.

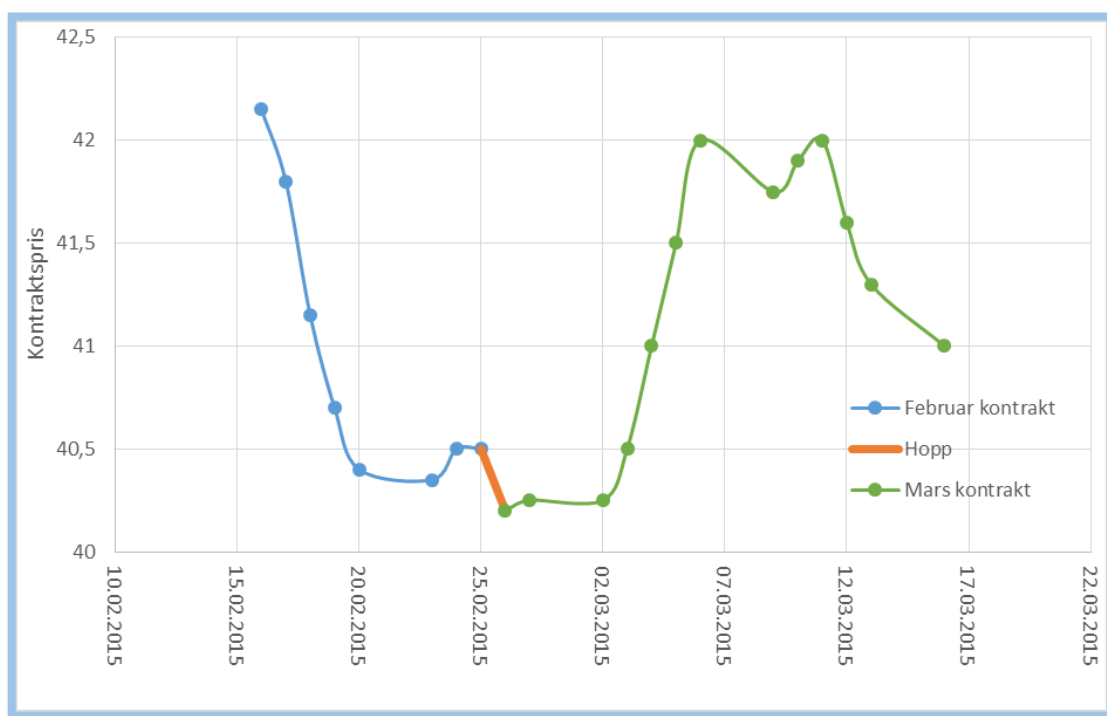
8.1.3 *Valg av metode og tidspunkt for å bytte kontrakt*

Jeg har valgt å bruke Nth-metode som ble beskrevet i undertittel 8.1.1.1. Metoden er mye brukt i litteraturen og sikrer oss at data som er brukt er så lik som historisk observert data som mulig. Det gjøres dermed ikke noe for å justere hoppene som oppstår av at vi bytter kontrakt, og vi kan derfor ha kunstig støy i tidsserien.

Som siste handelsdag før vi bytter kontrakt har jeg valgt 25. hver måned.¹³ Dette har i stor grad sørget for å fjerne utflating i tidsserien. I tabell 8.2 under kan vi se et eksempel på hvordan overgangen fra en kontrakt til neste er gjennomført. I eksempelet ser vi at det er byttet fra en februarikontrakt 25. februar til en marskontrakt 26. februar. Dette gir et hopp som illustrert i figur 8.1. Som vi ser har vi her et tilfelle hvor selve hoppet er relativt lite i forhold til den daglige endringen vi opplever i markedet. Hadde vi brukt andre eksempler kunne vi derimot ha sett tilfeller hvor hoppet er relativt stort i forhold til den daglige endringen i markedet.

Date	Expiry Year	Expiry Month	Futures Price
19.02.2015	2015	2	40,7
20.02.2015	2015	2	40,4
23.02.2015	2015	2	40,35
24.02.2015	2015	2	40,5
25.02.2015	2015	2	40,5
26.02.2015	2015	3	40,2
27.02.2015	2015	3	40,25
02.03.2015	2015	3	40,25
03.03.2015	2015	3	40,5
04.03.2015	2015	3	41

Tabell 8.2 - Illustrerer hvordan overgangen fra februarikontrakt til marskontrakt er gjennomført 25. februar 2015.



Figur 8.1 - Illustrerer hvordan overgangen fra februarikontrakt til marskontrakt 25. februar 2015 skaper kunstig hopp i tidsserien.

¹³ Hvis 25. ikke er en handelsdag er neste handelsdag valgt som siste handelsdag før bytte av kontrakt. Dette er gjort for å redusere antallet ganger vi får et hopp hvor vi både har effekten av å bytte kontrakt og tidseffekten av at vi har hatt ett opphold i handelsdager.

8.1.4 Konstruksjon av tidsserier for bruk til videre analyse

For at vi skal kunne sammenligne tidsseriene av spot og futures må vi ha likt tidsintervall mellom observasjonene i seriene. Det at vi har ukentlig observasjoner av spotpriser gjør at vi må transformere tidsserien av futures fra daglige til ukentlig observasjoner. Dette er gjort ved å ta aritmetisk snitt av de daglige futuresnoteringene. For hver uke er det lagt vekt på at det skal være tatt aritmetisk snitt av de samme handelsdagene som er lagt til grunn for spotnoteringene. Dette innebærer at de ulike aritmetiske snitt kan være beregnet med grunnlag i alt fra 2 til 5 handelsdager, da det er tatt hensyn for helligdager og andre dager som ikke utgjorde en handelsdag.

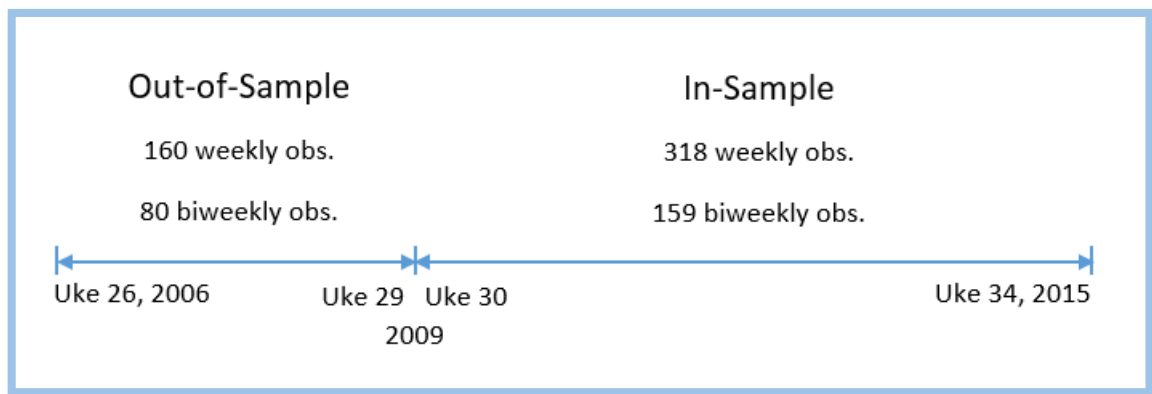
Vi har dermed en tidsserie bestående av spot og futures med ukentlige observasjoner fra og med uke 26, 2006 til og med uke 34, 2015. Dette gir oss 478 observasjoner av spot- og futurespriser vi kan bruke i den videre analysen og vil omtales som *Weekly* videre i oppgaven. Ukentlige prisobservasjoner er mye brukt i andre studier. Eksempelvis kan det nevnes at ukentlige prisobservasjoner er brukt av Kroner og Sultan (1993) på valutamarkedet, Holmes (1995) og Laws og Thompson (2005) på FTSE¹⁴ futures, Lypny og Powalla (1998) på DAX¹⁵ futures og Kavussanos og Nomikos (2000) på shipping-markedet. Dette til tross for at de fleste av disse markedene har daglige observasjoner av spot og futures.

I tillegg til dette har jeg valgt å konstruere en tidsserie med observasjoner av spot og futures hver fjortende dag. Tidsserien er konstruert ved å ta aritmetisk snitt av de ukentlige observasjonene. Dette gir 239 observasjoner og omtales som *Biweekly* videre i oppgaven. Observasjoner hver fjortende dag er ikke like vanlig i andre studier, men benyttes i enkelte tilfeller i tillegg til ukentlige observasjoner. Eksempelvis gjør Holmes (1995) dette i sin studie av FTSE futures. Det vil være rimelig å anta at denne tidsserien vil prestere bedre enn den ukentlige, da vi med lengre tidsintervall trolig reduserer støy i tidsserien.

Videre har jeg valgt å dele opp tidsseriene i en *in-sample* periode og en *out-of-sample* periode. In-sample perioden utgjør omtrent to tredjedeler og den nyeste delen av datasettet. Out-of-sample perioden strekker seg fra og med uke 26, 2006 til og med uke 29, 2009. In-sample perioden strekker seg dermed fra og med uke 30, 2009 til og med uke 34, 2015. For *Weekly* utgjør dette 318 in-sample observasjoner og 160 out-of-sample observasjoner. For *Biweekly* får vi 159 in-sample observasjoner og 80 out-of-sample observasjoner. Ved å sammenligne resultatene fra in-sample perioden med resultatene fra out-of-sample perioden kan vi få et inntrykk av hvor godt resultatene er egnet til å si noe om fremtiden. Det legges størst vekt på resultatene fra *Weekly*, da dette er resultater som er langt mer sammenlignbare med andre studier.

¹⁴ FTSE: The Financial Times Stock Exchange listet på London Stock Exchange.

¹⁵ DAX: Deutscher Aktienindex, indeks bestående av 30 store tyske selskap som er listet på Frankfurt Stock Exchange og opereres av Deutsche Börse.



Figur 8.2 - Illustrasjon av in-sample periode og out-of-sample periode.

8.2 Deskriptiv statistikk

I tabell 8.3 presenteres noe deskriptiv statistikk for weekly- og biweekly-tidsserie, både på nivå og logaritmisk avkastning. Vi legger merke til at gjennomsnittlig pris er omtrent 33 NOK/kg både for spot og futures i weekly- og biweekly-tidsserie. Tilsvarende er gjennomsnittlig logaritmisk avkastning nær lik null.

Ser vi på symmetrien til datasettet har vi på nivå en tendens mot en høyrevridd skjevhet (positive skewness), mens vi ved logaritmisk avkastning har en tendens mot en venstrevridd skjevhet (negative skewness). På nivå befinner altså massen av observasjonene seg til venstre og ekstremverdiene seg til høyre for gjennomsnittet. Ved logaritmisk avkastning er det tilsvarende, men motsatt. Choudhry (2009) observerte venstrevridd skjevhet ved logaritmisk avkastning i 5 av 7 råvarefutures, og er således i tråd med våre funn.

Weekly				
	Spot	LN_Spot	Futures	LN_Futures
Max	52,81	0,361471	50,04	0,131725
Min	18,99	-0,546850	20,65	-0,191362
Average	32,91	-0,000225	32,74	0,000056
Skewness	0,391162	-0,760537	0,369177	-0,410125
Kurtosis	2,006943	13,138312	1,865902	5,743773
Std. Dev	7,369700	0,066892	7,057818	0,036830
Biweekly				
	Spot	LN_Spot	Futures	LN_Futures
Max	50,91	0,202626	49,30	0,128104
Min	20,70	-0,229181	20,80	-0,166264
Average	32,91073	-0,000062	32,740882	0,000188
Skewness	0,379483	-0,083349	0,360986	-0,305704
Kurtosis	1,978147	3,082032	1,8516692	3,561320
Std. Dev	7,283353	0,074070	7,030906	0,049605

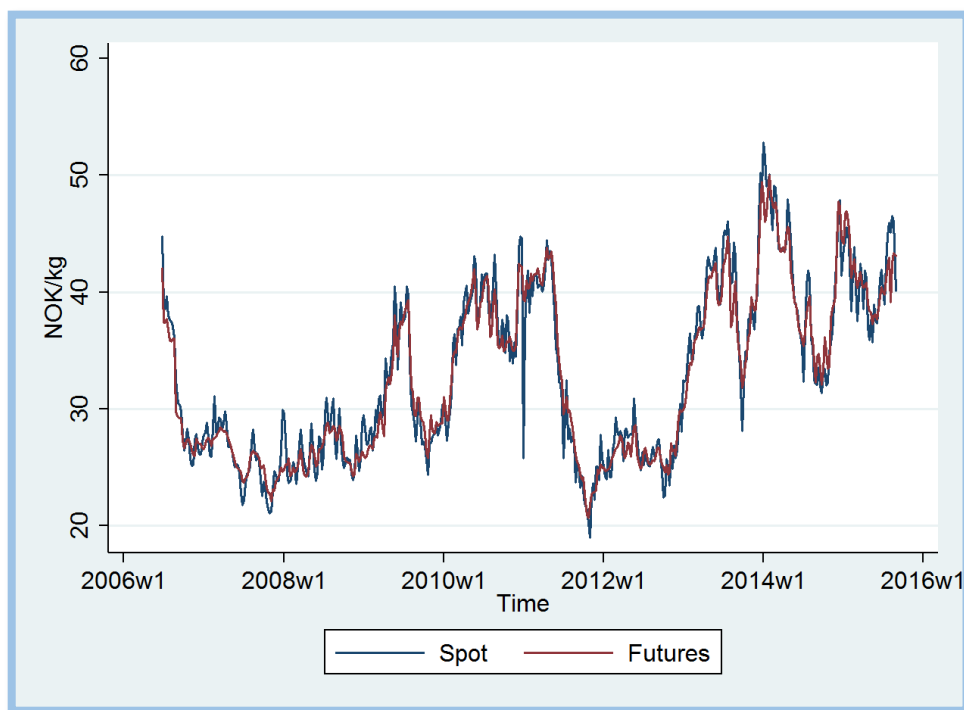
Tabell 8.3 - Deskriptiv statistikk av datasettet på nivå og logaritmisk avkastning, oppdelt i weekly- og biweekly sample.

Kurtosis refererer til spissheten til fordelingene, og en normalfordeling vil ha en kurtosis lik 3. Vi observerer at vi på nivå har en negativ eksess kurtosis¹⁶, og at vi ved avkastning har positiv eksess kurtosis. Det vil si at vi på nivå har mindre spiss fordeling enn normalfordelingen, mens vi ved avkastning har spissere fordeling enn normalfordelingen. Vi legger også merke til at vi har en markant spissere fordeling i de ukentlig logaritmiske avkastningene enn hva vi har i de øvrige tidsseriene. Dette er i samsvar med funnene Choudhry (2009) observerte da han analyserte kurtosis for 7 råvarefutures og fant høy kurtosis ved logaritmisk avkastning i 7 av 7 futures.

8.3 Outliers

Observasjoner som er inkonsekvante med resterende data, dvs. observasjonen som avviker stort eller er tydelig forskjellig fra resterende observasjoner omtales gjerne som outliers¹⁷. I en vid forstand kan vi anse dette som ufullstendig data på lik linje med manglende data. Dette da outliers kan representere det som ikke er sanne verdier (Wu, 2010). Hvis outliers i datasettet ikke representerer sanne verdier vil det kunne være hensiktsmessig å korrigere for disse slik at modellene ikke skal gi spuriøse resultater.

Som vi kan se av figur 8.3, hvor vi illustrerer prisutviklingen i spot og futures i datasettet, har vi en god del ekstreme observasjoner som kan tenkes å representere outliers. Dette er derimot ikke uvanlig i finansielle data hvor det er normalt å ha ekstreme observasjoner som vil ha en svært lav sannsynlighet i en normalfordeling. Levy og Duchin (2004) analyserte daglig-, ukentlig- og månedlig avkastningen på en rekke ulike finansielle porteføljer, og i majoriteten av analysene ble normalfordelingen forkastet til fordel for andre fordelinger som passet datasettet bedre.



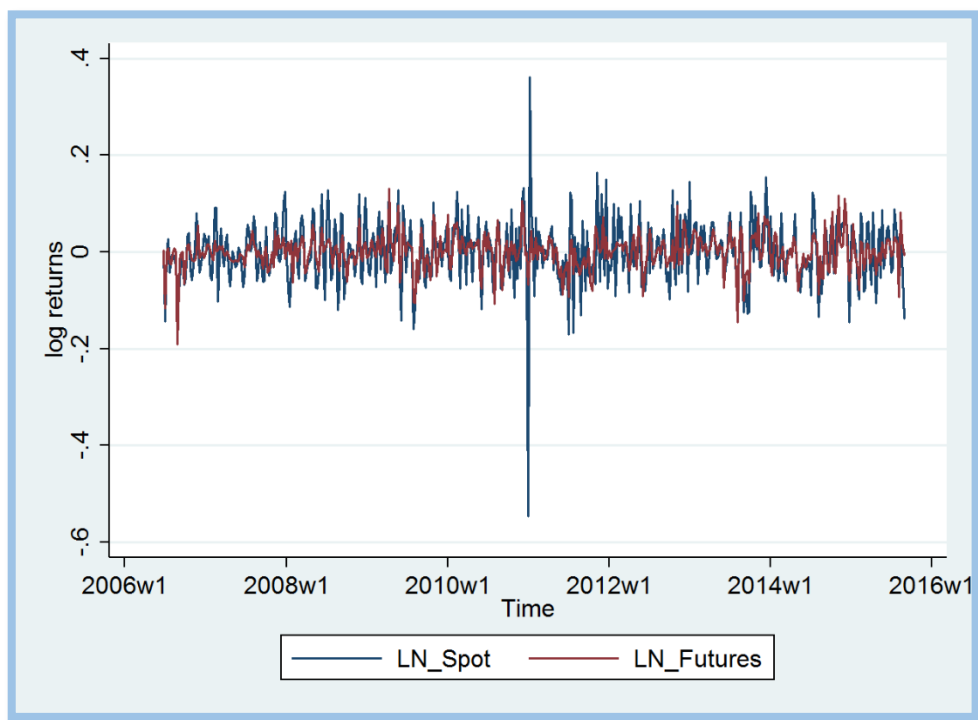
Figur 8.3 - Illustrerer ukentlig spotpris (FPI) og futurespris i hele datasettet.

¹⁶ Eksess kurtosis: Kurtosis minus 3. Forteller oss hvorvidt vi har en spissere fordeling eller ikke enn normalfordelingen.

¹⁷ Det engelske uttrykket *outliers* kan oversettes til ekstremverdier.

Jeg ønsker i utgangspunktet ikke å korrigere for outliers i datasettet, da jeg ønsker at resultatene i denne oppgaven skal kunne være til nytte for aktører i næringen. En slik korrigerende vil kunne gi modeller som presterer bedre, men vil også kunne gi resultat som er til svært lite nytte i det reelle markedet. Outliers forekommer ofte i finansielle data, noe som også gjelder vår data, og det vil være naturlig å anta at de vil forekomme like ofte i fremtiden. De ekstreme observasjonene gir derfor nyttig informasjon som kan være med å forklare sammenhengene i markedet, og det vil dermed være vanskelig å argumentere for at de ikke utgjør sanne verdier.

Fra figur 8.4 kan vi derimot se én enkeltobservasjon som skiller seg betraktelig fra alle andre observasjoner i datasettet. Dette er noteringen for spotpris i uke 52, 2010. Denne observasjonen har en stor påvirkning på observert kurtosis i datasettet og skyldes et svært kortsiktig tilbudssjokk i markedet.



Figur 8.4 - Illustrerer ukentlig logaritmisk avkastning av spot (FPI) og futures i hele datasettet.

Da vi kjenner til årsaken bak denne observasjonen og at vi således kan argumentere for at dette representerer et enkelttilfelle som vi ikke kan forvente at vil forekomme i fremtiden, velger jeg å korrigere for denne observasjonen. Dette gjøres for at modellene i denne oppgaven, på en bedre måte, skal kunne forklare sammenhengene i markedet for den store majoriteten av observasjonene i datasettet. Dette innebærer at modellene i denne oppgaven ikke kan forklare sammenhengen knyttet til denne enkeltobservasjonen.

Når vi skal korrigere for outliers i datasettet finnes det mange metoder for å gjøre dette. Felles for de alle er at de forsøker å korrigere for de ekstreme observasjonene uten å tilføre bias til modellene. I denne oppgaven velger jeg å ikke gå videre inn på mer robuste metoder og velger heller å benytte meg av en svært enkelt metode. Jeg korrigere ved å benytte siste-verdi-brukt-videre (LVCF)¹⁸ metoden, som tilskriver den siste observerte verdien i tidsserien før den

¹⁸ LVCF: Last-value-carried-forward.

ekstreme observasjonen som ny verdi for observasjonen (Wu, 2010). Denne metoden kan tilføre bias og slik føre til misvisende resultater da den avhenger av sterke antagelser (Cook, Zeng og Yi, 2004). Videre fanger ikke metoden usikkerheten som er knyttet til denne ekstreme observasjonen, slik at vi trolig underestimerer standardavviket i tidsserien. Det at vi kun korrigerer én observasjon reduserer derimot risikoen for at vi tilfører betydelig bias til modellene. I vedlegg 1 er det gjennomført en enkel analyse av denne korrigeringens effekt.

9 Test av modellenes forutsetninger

Før vi ser på modellenes resultater ønsker vi å teste modellenes forutsetninger. Dette vil gi innsikt i hvorfor de aktuelle modellene er brukt. Ved å vite hvorvidt modellene overholder deres forutsetninger eller ikke, vil vi også være bedre i stand til å ikke vektlegge resultater fra spuriøse estimater. I kapittel 9.1 tester vi om OLS-regresjonene holder forutsetningene som vi så på i kapittel 7.1.2. Deretter vil i kapittel 9.2 teste tidsseriene for stasjonærhet og kointegrasjon som knyttes til forutsetningene til VAR- og VEC-modellene som vi så på i henholdsvis kapittel 7.1.3 og 7.1.4. I kapittel 9.3 og 9.4 vil vi teste hvorvidt VAR- og VEC-modellene holder noen viktige forutsetninger eller ikke. Til slutt tar vi for oss informasjonskriterier for bestemmelse av antall lags i kapittel 9.5.

9.1 Test av OLS-forutsetningene

I dette kapittelet tester vi OLS-regresjonene for heteroskedastisitet, autokorrelasjon, normalfordeling i residualene. Dette vil vi gjøre ved å benytte henholdsvis Whites test for heteroskedastisitet, Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon og Bera-Jarques test for normalitet.

9.1.1 Whites test for heteroskedastisitet

Som vi husker fra kapittel 7.1.2.3 er en av Gauss-Markov antagelsene at variansen til residualene er konstante. Med andre ord at vi har homoskedastisitet. Vi ønsker derfor å teste hvorvidt vi har en konstant varians eller ikke i residualene. Dette gjør vi ved hjelp av Whites test for heteroskedastisitet.

Denne testen gjennomføres ved at vi først estimerer residualene, $\hat{\varepsilon}_t$. Deretter kjører vi en hjelperegresjon på de estimerte kvadrerte residualene, $\hat{\varepsilon}_t^2$, mot et konstantledd og modellens forklarende variabler, kvadratene til de forklarende variablene og deres kryssprodukt (Brooks, 2008, s.134). Fra kapittel 7.1.2 husker vi at vi hadde følgende regresjonsmodell:

$$\Delta S_t = \alpha + h^* \Delta F_t + \varepsilon_t \quad (9.1)$$

Da vi her kun har en forklarende variabel kan vi se bort ifra flere forklarende variablers kryssprodukt. Vi får dermed følgende hjelperegresjon:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \gamma_1 + \gamma_2 \Delta F_t + \gamma_3 \Delta F_t^2 + v_t \quad (9.2)$$

Nullhypotesen vår forutsetter homoskedastisitet, altså konstant varians. Alternativ hypotesen forutsetter heteroskedastisitet. Hypotesene kan vi uttrykke som:

$$H_0: \gamma_2 = \gamma_3 = 0 \quad (9.3)$$

$$H_a: \gamma_2 \neq 0 \text{ og } \gamma_3 \neq 0$$

Teststatistikken følger en kjikvadratsfordeling med antall frihetsgrader lik antall regressorer i hjelperegresjonen (eksklusiv konstantleddet), og kan uttrykkes som:

$$TR^2 \sim \chi^2(m) \quad (9.4)$$

Hvor T er antall observasjoner, R^2 er hentet fra hjelperegresjonen og χ^2 viser til kjikvadratsfordelingen med m frihetsgrader. Vi forkaster nullhypotesen hvis p-verdien til χ^2 -statistikken er under 0,05.

9.1.1.1 Resultat

Som vi kan se av tabell 9.1 forkaster vi ikke nullhypotesen i noen av våre tidsserier. Dette innebærer at alle våre tidsserier overholder Gauss-Markovs antagelse om at variansen til residualene er konstante.

Weekly			
	TR^2	$Prob, \chi^2(2)$	Conclusion
Full-Sample	3,24	0,1974	Homoskedasticity
In-Sample	2,13	0,3447	Homoskedasticity
Out-of-Sample	3,28	0,1940	Homoskedasticity
Biweekly			
	TR^2	$Prob, \chi^2(2)$	Conclusion
Full-Sample	0,94	0,6247	Homoskedasticity
In-Sample	0,20	0,9040	Homoskedasticity
Out-of-Sample	3,71	0,1501	Homoskedasticity

Tabell 9.1 - Whites test for heteroskedastisitet.

9.1.2 Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon

Fra kapittel 7.1.2.4 vet vi at en av Gauss-Markov antagelsene er at residualene ikke er korrelerte over tid, med andre ord at vi ikke har autokorrelasjon i tidsseriene. Dette tester vi ved å benytte Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon. Denne testen vil undersøke sammenhengen mellom de estimerte residualene $\hat{\varepsilon}_t$ og flere av sine laggede verdier (Brooks, 2008, s. 148-149). I denne testen benyttes følgende modell for residualene:

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}_t^2 &= \rho_1 \varepsilon_{t-1} + \rho_2 \varepsilon_{t-2} + \rho_3 \varepsilon_{t-3} + \dots + \rho_r \varepsilon_{t-r} + v_t, \\ v_t &\sim N(0, \sigma_v^2) \end{aligned} \quad (9.5)$$

Nullhypotesen forutsetter ingen autokorrelasjon. Alternativ hypotesen forutsetter autokorrelasjon. Dette kan uttrykkes som:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_r = 0 \quad (9.6)$$

$$H_a: \rho_1 \neq 0 \text{ eller } \rho_2 \neq 0 \text{ eller } \dots \text{ eller } \rho_r \neq 0$$

Når vi skal gjennomføre testen estimerer vi først $\hat{\varepsilon}_t$ fra ligning (9.1). Deretter danner vi en hjelperegresjon med alle regressorene pluss testens modell for residualene. Dette uttrykkes som:

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}_t^2 &= \gamma_1 + \gamma_2 \Delta F_t + \rho_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \rho_2 \hat{\varepsilon}_{t-2} + \dots + \rho_r \hat{\varepsilon}_{t-r} + v_t, \\ v_t &\sim N(0, \sigma_v^2) \end{aligned} \quad (9.7)$$

Teststatistikken følger en kjikvadratsfordeling og er gitt ved:

$$(T - r)R^2 \sim \chi^2(r) \quad (9.8)$$

Hvor T er antall observasjoner og r er antall lags. R^2 er hentet fra hjelperegresjonen og χ^2 viser til kjikvadratsfordelingen. Vi forkaster nullhypotesen hvis p-verdien til χ^2 -statistikken er under 0,05.

9.1.2.1 Resultat

Tabell 9.2 viser resultatene av testen hvor maks 10 lags er benyttet. Tabellen viser første lag hvor p-verdien til x^2 -statistikken er under 0,05. Vi forkaster nullhypotesen i alle tidsserier og kan konkludere med at vi sliter med autokorrelasjon i alle tidsserier.

Weekly				
	r	$(T - r)R^2$	$Prob, x^2(r)$	Conclusion
Full-Sample	1	20,291	0,0000	Autocorrelation (All lags)
In-Sample	1	33,124	0,0000	Autocorrelation (All lags)
Out-of-Sample	2	43,989	0,0000	Autocorrelation (≥ 2 lag)
Biweekly				
	r	$(T - r)R^2$	$Prob, x^2(r)$	Conclusion
Full-Sample	1	57,316	0,0000	Autocorrelation (All lags)
In-Sample	1	33,161	0,0000	Autocorrelation (All lags)
Out-of-Sample	1	21,236	0,0000	Autocorrelation (All lags)

Tabell 9.2 - Breusch-Godfrey test for autokorrelasjon. Maks 10 lags.

9.1.3 Normalitetsanalyse

En siste forutsetning som testes i forbindelse med OLS modellen er fordelingen til residualene. Fra kapittel 7.1.2.5 har vi antagelsen om at residualene til modellen er normalfordelte. Vi tar derfor å kjører regresjonen modellert etter ligning (9.1) og estimerer residualene, $\hat{\varepsilon}_t$. Seriens gjennomsnitt, skjevhet og kurtosis vil kunne si oss noe om dens fordeling. I tillegg benyttes Bera-Jarques test for normalitet.

9.1.3.1 Bera-Jarques test for normalitet

Bera-Jarques test for normalitet tester om koeffisientene for skjevhet (skewness) og eksess kurtosis til sammen er lik 0 (Brooks, 2008, s. 163). Testen tar utgangspunkt i residualene til den opprinnelige regresjonen. Teststatistikken er gitt som:

$$W = T \left[\frac{b_1^2}{6} - \frac{(b_2 - 3)^2}{24} \right] \quad (9.9)$$

Hvor $b_1 = \frac{E[\varepsilon^3]}{(\sigma^2)^{3/2}}$ og $b_2 = \frac{E[\varepsilon^4]}{(\sigma^2)^2}$, som utgjør henholdsvis skjevhet og kurtosis. Fordelingen følger kjikvadratfordelingen og nullhypotesen forutsetter normalitet. Vi forkaster nullhypotesen hvis p-verdien til x^2 -statistikken er under 0,05.

9.1.3.2 Resultat

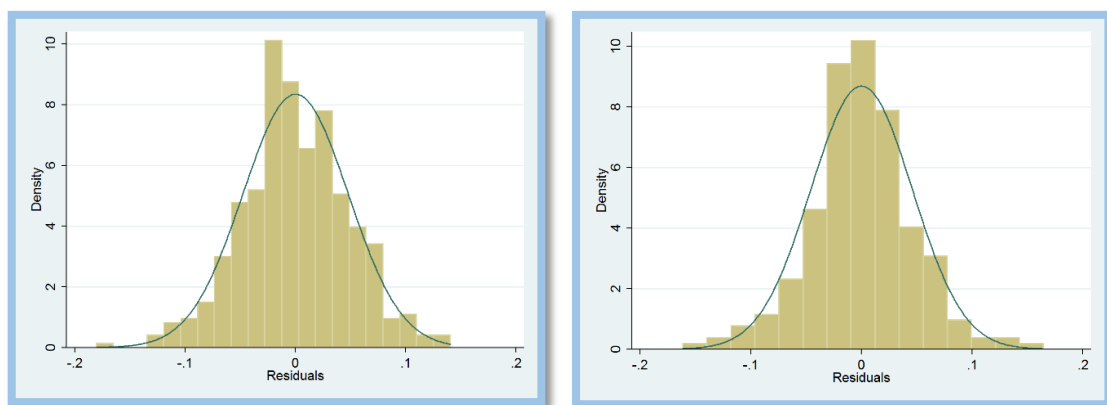
I tabell 9.3 oppsummeres deskriptiv statistikk til residualseriene samt Bera-Jarque statistikken. Som vi kan se har vi i alle tidsserier en gjennomsnittsverdi som er tilnærmet lik 0, noe som er forenelig med normalfordelingen. For weekly-serier ser vi at vi har en høyrevridd skjevhet samt en kurtosis som indikerer en noe spissere fordeling en normalfordelingen. Verdiene er derimot relativt nære det vi vil forvente i en normalfordeling, noe som bekreftes av Bera-Jarque statistikken. For weekly-seriene forkaster vi ikke nullhypotesen om normalfordeling i noen av tidsseriene.

For biweekly-seriene ser vi en tendens mot noe økt skjevhet og kurtosis. Dette kan vi også se gjenspeiler seg i Bera-Jarque statistikken. Denne øker for alle biweekly-seriene, men vi ser at det er kun ved Full-Sample-serien hvor vi forkaster nullhypotesen om normalfordeling på 5%-signifikansnivå.

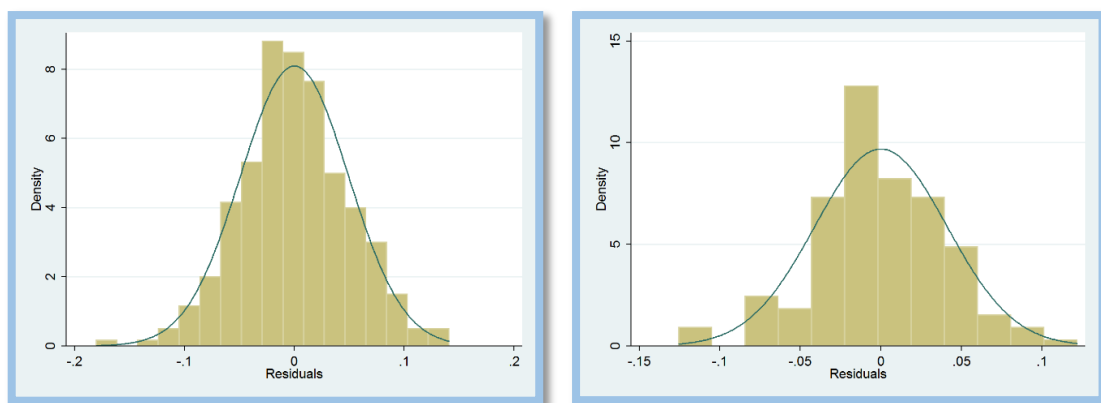
	Weekly			Biweekly		
	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample
Series	Residuals	Residuals	Residuals	Residuals	Residuals	Residuals
Obs	478	318	160	239	159	80
Mean	3,44E-11	-4,86E-11	5,20E-11	-1,08E-10	-9,92E-11	-2,40E-10
Max	0,1404989	0,1407316	0,1406303	0,1644928	0,1220552	0,1642859
Min	-	-	-	-	-	-
	0,1805060	0,1805970	0,1112269	0,1616162	0,1256516	0,1631343
Std. Dev	0,0477882	0,0492676	0,0447241	0,0459046	0,0411741	0,0542794
Skewness	0,0007103	0,0054992	0,0244452	0,0064276	0,1030933	0,0488111
Kurtosis	3,29811	3,283736	3,332267	4,129413	3,731373	3,912983
BJ-Stat	1,84	1,30	1,15	7,02	3,54	3,07
Prob, $\chi^2(2)$	0,3987	0,5212	0,5632	0,0300	0,1700	0,2157

Tabell 9.3 - Normalitetsanalyse.

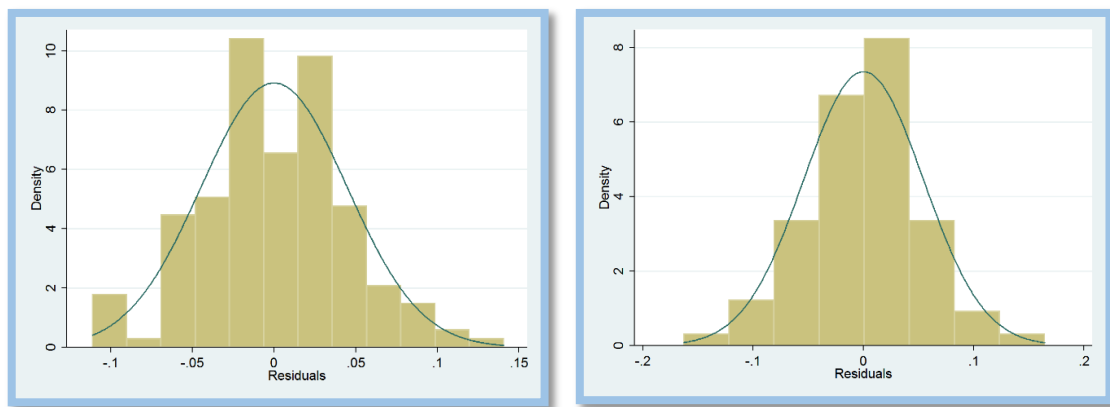
Under kan vi se de ulike serienes fordeling illustrert i et histogram, vist opp mot normalfordelingen.



Figur 9.1 - Distribusjon av Weekly Full-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly Full-Sample residual (t.h).



Figur 9.2 - Distribusjon av Weekly In-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly In-Sample residual (t.h).



Figur 9.3 - Distribusjon av Weekly Out-of-Sample residual (t.v) og distribusjon av Biweekly Out-of-Sample residual (t.h).

9.1.4 Kommentar til test av OLS-forutsetningene

Vi opplever brudd på forutsetningen om at residualene ikke er korrelerte over tid i alle seriene. I likhet til ved tilstedeværelse av heteroskedastisitet, medfører ikke tilstedeværelse av autokorrelasjon brudd på kriteriet om objektive og konsistente estimatorer. Vi får derimot brudd på kriteriet om effisiente estimatorer. Med andre ord er ikke BLUE-kriteriet oppfylt og vi kan ha feilestimert standardfeil i regresjonen. Ved positiv autokorrelasjon vil standardfeilestimatene bli partisk (*biased*) påvirket nedover relativt i forhold til de virkelige standardfeilene. Det vil si at vi underestimerer deres virkelige varians. Dette gjør at vi får en økt sannsynlighet for type 1 feil, slik at vi forkaster nullhypotesen selv om den er korrekt. Videre vil dette trolig føre til at vi får en overestimert R^2 da standardavviket underestimeres (Brooks, 2008, s. 149).

Vi opplever også brudd på forutsetningen om normalfordeling av residualene i en av tidsseriene. Vi forkaster nullhypotesen til Biweekly Full-Sample på 5%-signifikansnivå. Vi legger derimot også merke at vi ikke vil forkaster nullhypotesen til samme serie på 1%-signifikansnivå. Dette samt at vi har et godt antall observasjoner i serien gjør det mulig å argumentere for at vi kan være noe mindre bekymret for at vi ikke kan beholde forutsetningen om normalfordeling av residualene i serien.

Med bakgrunn i problemene vi opplever med autokorrelasjon velger jeg å benytte meg av en vektor autoregressiv modell fremfor å korrigere OLS-modellen. Det gjennomføres altså ingen korrigeringer av OLS-modellen for å bøte på bruddene av OLS-forutsetningene. Dette gjør at de estimerte resultatene vi får fra modellen kan være upålitelige. Det er derfor viktig å påpeke at vi må være kritiske til de sammenhengene vi observerer og at slutningene vi tar kan være misvisende.

Jeg ønsker også å påpeke at jeg velger å inkludere konstanten tross at denne kan ha lav signifikans. Dette da denne sørger for at vi ikke bryter forutsetningen om at residualene skal ha en forventet verdi lik 0. Videre vil vi ved å fjerne den måtte anta at den uavhengige variabelen alltid er lik 0 når den avhengige variabelen er lik 0. Dette vil derimot være en svak antagelse i forhold til datasettet vårt, da vi har flere observasjoner hvor vi har endring i spot og ikke i futures, og motsatt.

9.2 Test av stasjonæritet og kointegrasjon

Fra kapittel 7.1 vet vi at VAR-modellen krever at vi har stasjonære tidsserier. Hvis to serier er integrert av første orden kan vi fremdeles benytte VAR-modellen ved å benytte begge seriene på første endringsgrad. Dette vil derimot ikke være optimalt om vi kan bevise kointegrasjon i seriene. Hvis dette er tilfelle vil VAR-modellen kun klare uttrykke korttidsutviklingen i seriene. VAR-modellen vil ikke være i stand til å fange effekten av at de kointegrerte seriene beveger seg sammen på lang sikt. I et slikt tilfelle vil det derfor være hensiktsmessig å benytte en VEC-modell som korrigerer for dette.

9.2.1 Test av stasjonæritet

Hvis en serie tilfredsstiller ligning (9.10) - (9.12) for $t = 1, 2, \dots, \infty$, sier vi at vi har svak stasjonæritet (Brooks, 2008, s. 208):

$$E(Y_t) = \mu \quad (9.10)$$

$$E(Y_t - \mu)(Y_t - \mu) = \sigma^2 < \infty \quad (9.11)$$

$$E(Y_{t_1} - \mu)(Y_{t_2} - \mu) = 0 \quad \forall t_1, t_2 \quad (9.12)$$

Disse ligningene sier at vi henholdsvis skal ha konstant gjennomsnitt, varians og kovarians i serien. Dette innebærer at serien er konstant over tid og følger ingen trend. Hvis serien er ikke-stasjonær vil vi kunne observere spuriøse estimater, f. eks. vil vi kunne ha for høy R^2 og for høye t-verdier (Granger og Newbold, 1974).

En ikke-stasjonær serie vil gjerne kunne bli stasjonær ved at serien differensieres av ulik grad. Det vil si at vi transformerer serien på endringsform:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (9.13)$$

Ligning (9.13) viser til sammenhengen hvor vi har serien på endringsform av grad 1. Hvis vi da oppnår stasjonæritet sier vi at serien er integrert av første orden. Hvis den fortsatt er ikke-stasjonær kan vi differensiere med flere tidlige verdier av Y , hvor hver verdi utgjør 1 orden. Ikke-stasjonære serie omtales gjerne som serier med enhetsrot. Dersom vi må differensiere én gang for å gjøre en ikke-stasjonær serie stasjonær sier vi at denne har én enhetsrot. Hvis vi må differensiere flere ganger sier vi at vi har enhetsrøtter lik antall differensieringer.

I denne oppgaven benytter vi logaritmisk avkastning for de differensierte seriene. Aulton et al. (1997) viser til flere fordeler ved å benytte logaritmisk avkastning når vi analyserer sammenhengen mellom spot- og futurespriser. Hovedsakelig gjøres dette for å stabilisere variansen i de volatile seriene, noe som ofte oppnås ved å benytte logaritmisk avkastning. Videre vil det kunne hjelpe oss med å få data som er integrert av første orden.

Jeg velger å benytte meg av Augmented Dickey-Fuller (ADF) test for enhetsrot for å avdekke om vi har ikke-stasjonære tidsserier, og i hvilken orden de er integrert. Testen kan modelleres som (Brooks, 2008, s. 328-330):

$$\Delta Y_t = \varphi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (9.14)$$

Hvor p angir antall lags. Lags til Δy_t fanger nå opp den dynamiske strukturen som vi finner i den avhengige variabelen, slik at vi er sikker på at ε_t ikke innehar autokorrelasjon. Antall lags

velges etter SBIC-kriteriet.¹⁹ Hvis vi ikke benytter lags vil vi ha en normal Dickey-Fuller test. Nullhypotesen forutsetter enhetsrot i serien, med andre ord at serien er ikke-stasjonær. Dette er tilfelle når $\varphi = 0$. Alternativ hypotesen Vi har dermed følgende hypoteser:

$$H_0: \varphi = 0 \quad \text{mot} \quad H_a: \varphi < 0 \quad (9.15)$$

Teststatestikken er gitt ved:

$$ADF = \frac{\hat{\varphi}}{\widehat{SE(\varphi)}} \quad (9.16)$$

Denne følger en ikke-standardisert fordeling. Fordelingen er avledet fra simuleringer, og vi viser til Fuller (1976) for kritiske verdier. Nullhypotesen forkastes hvis absoluttverdien til teststatistikken er større enn absoluttverdien til den kritiske verdien for 5%-signifikansnivå.

9.2.1.1 Resultat

I tabell 9.4 ser vi resultatene fra ADF test for enhetsrot. Vi observerer at tidsseriene integreres av første orden. Vi vil derfor teste seriene for kointegrasjon.

Time-series	# lags	t-stat	5% critical value	p-value	Conclusion
Spot					
Weekly	4	-2,436	-2,871	0,1319	Not stationary
Δ Weekly	2	-13,878	-2,871	0,0000	Stationary
Biweekly	1	-2,500	-2,881	0,1154	Not stationary
Δ Biweekly	0	-16,058	-2,881	0,0000	Stationary
Futures	# lags	t-stat	5% critical value	p-value	Conclusion
Weekly	3	-1,868	-2,871	0,3474	Not stationary
Δ Weekly	2	-12,978	-2,871	0,0000	Stationary
Biweekly	1	-1,961	-2,881	0,3038	Not stationary
Δ Biweekly	0	-13,221	-2,881	0,0000	Stationary

Tabell 9.4 - Resultat fra ADF test for enhetsrot. Antall lags er valgt etter SBIC.

¹⁹ Vi ser nærmere på kriterier for bestemmelse av antall lags i kapittel 9.5.

9.2.2 Test av kointegrasjon

Som oftest hvis to variabler som er $I(1)$, dvs. integrert av første orden, kombineres lineært, vil kombinasjonen også være $I(1)$. Hvis vi kombinerer variabler med ulik orden av integrasjon, vil kombinasjonen være integrert av orden lik den største (Brooks, 2008, s. 335). Hvis vi derimot får at den lineære kombinasjonen av variablene er $I(0)$, altså stasjonær, sier vi at variablene er kointegrerte. Ikke-stasjonære serier kan med andre ord ha en lineær sammenheng som er stasjonær. Vi vil da ha et langsiktig forhold mellom seriene som VAR-modellen ikke kan forklare, men som VECM forsøker å ta høyde for.

Jeg benytter meg av Engle-Granger to-steg metode for å teste for kointegrasjon. Dette gjøres ved å benytte tilsvarende ADF-test som i kapittel 9.2.1 på de estimerte residualene fra OLS modellen, altså $\hat{\varepsilon}_t$ (Verbeek, 2004, s. 329). Det er viktig at vi her ikke benytter tilsvarende modell som i ligning 9.1 for å estimere residualene, da denne alt er transformert til endringsform (logaritmisk avkastning). I stedet må vi benytte tilsvarende modell som ikke er på endringsform for å estimere residualene, som fremstilt i ligning (9.17):

$$\ln(S_t) = \alpha + h^* \ln(F_t) + \varepsilon_t \quad (9.17)$$

Vi benytter så følgende ADF-modell for å teste for kointegrasjon:

$$\Delta \hat{\varepsilon}_t = \varphi \hat{\varepsilon}_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta \hat{\varepsilon}_{t-i} + v_t \quad (9.18)$$

ADF testen av de estimerte residualene benytter tilsvarende hypoteser, teststatistikk og kritiske variabler som i kapittel 9.2.1. Hvis vi forkaster nullhypotesen om enhetsrot i residualene kan vi ikke forkaste hypotesen om at de to variablene er kointegrerte.

Stock og Watson (1993) finner betydelige forskjeller i resultatene fra ulike tester av kointegrasjon, og anbefaler således at flere tester benyttes. Jeg velger derfor å også benytte meg av Johansens test for kointegrasjon mellom variablene. Denne testen tar utgangspunkt i VEC-modellen, og som under Engle-Granger to-steg metode må vi benytte oss av det ikke-differensierte utgangspunktet. Testen gir oss følgende to teststatistikker (Brooks, 2008, s 351):

$$\lambda_{trace}(r) = -T + \sum_{i=r+1}^g \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (9.19)$$

$$\lambda_{max}(r, r + 1) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (9.20)$$

Teststatistikken følger en ikke-standardisert fordeling, og det vises til Johansen og Juselius (1990) og Osterwald-Lenum (1992) for kritiske verdier. Nullhypotesen forkastes hvis teststatistikken er større enn den kritiske verdien.

Med Johansens test sjekker vi om seriene er kointegrerte av ulik rang, Π . Dette gjør at vi har flere nullhypoteser hvor vi har at seriene er kointegrert av rang r . Alternativ hypotesen er at seriene er kointegrert av rang $r + 1$ (for λ_{trace}) eller mer enn r (for λ_{max}). Vi tester således hypotesene frem til vi ikke kan forkaste nullhypotesen eller vi når rang g , som tilsvarer serienes fulle rang. Dette da seriene ikke kan være kointegrert av serienes fulle rang g , som tilsvarer den opprinnelige variabelen som er stasjonær. Matematisk kan vi framstille hypotesene som:

$$\begin{array}{lll}
H_0: r = 0 & \text{mot} & H_a: 0 < r \leq g \\
H_0: r = 1 & \text{mot} & H_a: 1 < r \leq g \\
H_0: r = 2 & \text{mot} & H_a: 2 < r \leq g \\
\vdots & \vdots & \vdots \\
H_0: r = g - 1 & \text{mot} & H_a: r = g
\end{array} \tag{9.21}$$

Dette tilsier at hvis vi ikke kan forkaste nullhypotesen om at $r = 0$ har vi kointegrasjon av rang 0, altså ingen kointegrasjon. Forkaster vi derimot denne nullhypotesen fortsetter vi med nullhypotesen til neste rang. Hvis vi ikke kan forkaste denne hvor vi har at $r = 1$, har vi kointegrasjon av rang 1. Hvis denne nullhypotesen derimot forkastes fortsetter vi med flere rang inntil vi ikke kan forkaste nullhypotesen. Forkaster vi alle nullhypotesene indikerer dette at vi har nådd g og at vi således har stasjonaritet i seriene og følgelig ingen kointegrasjon.

9.2.2.1 Resultat

Resultatet fra Engle-Granger tilnærmingen ser vi i tabell 9.5:

Residuals	# lags	t-stat	5% critical value	p-value	Conclusion
Weekly	4	-7,909	-2,871	0,0000	Reject H_0
Biweekly	2	-6,08	-2,881	0,0000	Reject H_0

Tabell 9.5 - Resultat fra ADF test for enhetsrot i residualene. Antall lags er valgt etter SBIC.

ADF-testen forkaster nullhypotesen om enhetsrot i residualene, $\hat{\varepsilon}_t$. Derfor kan vi ifølge Engle-Granger to-steg metode konkludere med at det er kointegrasjon mellom spot og futures.

Ser vi på resultatene fra Johansens test for kointegrasjon i tabell 9.6 ser vi at vi kommer frem til samme konklusjon. Ved hvert tilfelle kan vi ikke forkaste nullhypotesen om at $r = 1$, og konkluderer således for at variablene kointegrert ved rang 1.

Weekly			
maximum rank	trace statistic	5% critical value	Conclusion
0	85,0801	15,41	Reject H_0
1	3,2893	3,76	Cointegration at $r=1$
	max statistic		
0	81,7908	14,07	Reject H_0
1	3,2893	3,76	Cointegration at $r=1$
Biweekly			
maximum rank	trace statistic	5% critical value	Conclusion
0	62,3825	15,41	Reject H_0
1	3,1746	3,76	Cointegration at $r=1$
	max statistic		
0	59,2079	14,07	Reject H_0
1	3,1746	3,76	Cointegration at $r=1$

Tabell 9.6 - Resultat fra Johansen test for kointegrasjon. Antall lags er valgt etter SBIC.

9.2.3 Kommentar til test av stasjonærhet og kointegrasjon

Vi finner at seriene er integrert av første orden. Dette gjør at vi tester for kointegrasjon, og finner at variablene spot og futures er kointegrerte. Som vi nevnte innledningsvis kan dette indikere at VAR-modellen ikke vil være i stand til uttrykke langtidseffekten i seriene. Vi vil derfor

også benytte en VECM på tidsseriene for å forøke å bedre fange opp effekten av at seriene er kointegrerte.

9.3 Test av VAR-forutsetningene

I dette kapittelet vil vi teste VAR-modellen for autokorrelasjon og for normalfordeling av residualene. Dette gjør vi med henholdsvis Lagrange-multiplikator test og Bera-Jarque test.

9.3.1 Lagrange-multiplikator test for autokorrelasjon

Vi ønsker å se om vi ved å benytte VAR-modellen eliminerer korrelasjonen i residualene. Her benyttes en LM-test som foreslått av Johansen (1996, s. 21-22) for å teste etter autokorrelasjon i modellens residualer. Testen følger en kjikvadratfordelingen og i vårt tilfelle hvor vi har to variabler benyttes fire frihetsgrader. Nullhypotesen antar ingen autokorrelasjon.

9.3.1.1 Resultat

I tabell 9.7 kan vi se resultatene fra den utførte Lagrange-multiplikator testen:

Weekly	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
# lag	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
1	7,4996	0,11173	2,1562	0,7071	2,5696	0,6322
2	6,4287	0,16934	4,3810	0,3569	2,2640	0,6873
Biweekly	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
# lag	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(r)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
1	0,5588	0,9675	3,9732	0,4097	10,4257	0,0338
2	3,0346	0,5521	5,8349	0,2118	3,1312	0,5361

Tabell 9.7 - LM-test for autokorrelasjon i VAR. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.

Vi merker oss at nullhypotesen kun forkastes på 5%-signifikantnivå for Biweekly Out-of-Sample modellen. Vi kan således konkludere med at vi ved hjelp av VAR ser ut til å ha eliminert autokorrelasjonen i alle unntatt én modell.

9.3.2 Bera-Jarques test for normalitet

Vi tester også for normalfordeling av residualene. Dette gjøres ved å benytte en Bera-Jarques test for normalitet på hver av ligningene i modellen, og en samlet test. Vi benytter to frihetsgrader for testene av ligningene og fire frihetsgrader i den samlede testen.

9.3.2.1 Resultat

Weekly	Full-Sample		Full-Sample		Full-Sample	
Equation	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$
ln_spot	0,073	0,96404	1,263	0,53179	2,54	0,28079
ln_future s	201,676	0,00000	44,806	0,00000	619,689	0,00000
ALL	201,749	0,00000	46,069	0,00000	622,22	0,00000
Bieekly	In-Sample		In-Sample		In-Sample	
Equation	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$
ln_spot	1,213	0,54514	2,253	0,3242	1,314	0,51850
ln_future s	39,019	0,00000	11,441	0,00328	6,284	0,04321
ALL	40,232	0,00000	13,694	0,00834	7,597	0,10750

Tabell 9.8 - Bera-Jarque test for normalitet, VAR. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.

I tabell 9.8 ser vi en klar tendens for at vi ikke forkaster nullhypotesen for spot ligningen, men at vi forkaster nullhypotesen for både futures ligningen og samlet. Unntaket er Biweekly Out-of-Sample hvor vi samlet ikke forkaster nullhypotesen om normalfordeling i residualene.

9.3.3 Kommentar til test av VAR-forutsetningene

Vi observerer at vi med VAR-modellen i stor grad oppnår å eliminere autokorrelasjonen i tidsseriene. Vi skal dog være kritisk til de sammenhengene vi observerer i Biweekly Out-of-Sample hvor slutningene vi tar kan være misvisende.

Vi har fortsatt ikke normalfordeling av residualene i modellene. Johansen (2006, s. 29) viser til at dette ikke nødvendigvis er så viktig for konklusjonen, da normalfordelingsantagelsen ikke er like viktig for VAR-modellen. Logg-sannsynligheten i modellen er avledet ved hjelp av antagelsen om at residualene er uavhengig og identisk normalfordelt (i.i.d normal). Mange av de asymptotiske egenskapene krever derimot kun at residualene er uavhengig og identisk fordelt (i.i.d).

9.4 Test av VECM-forutsetningene

VECM bygger videre på VAR-modellen, og bygger naturligvis på mange av de samme antagelsene. Vi vil derfor her i likhet med forrige kapittel teste for autokorrelasjon og for normalfordeling av residualene.

9.4.1 Lagrange-multiplikator test for autokorrelasjon

Vi benytter oss her av en tilsvarende LM-test for autokorrelasjon som beskrevet i kapittel 9.3.1.

9.4.1.1 Resultat

Weekly	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
# lag	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
1	4,0782	0,39533	2,6608	0,61609	7,9229	0,09444
2	3,8274	0,42987	6,8683	0,14302	7,6299	0,10612
Biweekly	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
# lag	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(r)$	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
1	3,1542	0,5324	5,8552	0,21023	0,5136	0,97217
2	5,8301	0,2122	6,6345	0,15651	9,5248	0,04924

Tabell 9.9 - LM-test for autokorrelasjon i VECM. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.

I tabell 9.9 ser vi samme tendens som vi observerte da vi testet for autokorrelasjon i VAR-modellen. Vi forkaster ikke nullhypotesen om ingen autokorrelasjon i noen av tidsseriene, bortsett fra i Biweekly Out-of-Sample tidsserien hvor vi har en svak forkastelse av nullhypotesen.

9.4.2 Bera-Jarques test for normalitet

Vi benytter oss av tilsvarende Bera-Jarques test for normalitet som i kapittel 9.3.2. Vi tester for normalitet i residualene på hver av ligningene i modellen, og en samlet test. Vi benytter to frihetsgrader for testene av ligningene og fire frihetsgrader i den samlede testen.

9.4.2.1 Resultat

Weekly	Full-Sample		Full-Sample		Full-Sample	
Equation	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$
ln_spot	0,403	0,81754	2,078	0,35385	5,553	0,06224
ln_futures	283,804	0,00000	52,328	0,00000	675,524	0,00000
ALL	284,207	0,00000	54,406	0,00000	681,077	0,00000
Biweekly	In-Sample		In-Sample		In-Sample	
Equation	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$	$\chi^2(m)$	$Prob, \chi^2(m)$
ln_spot	0,555	0,75763	1,913	0,38423	0,629	0,73017
ln_futures	57,175	0,00000	21,822	0,00002	17,973	0,00013
ALL	57,73	0,00000	23,735	0,00009	18,602	0,00094

Tabell 9.10 - Bera-Jarque test for normalitet, VECM. Lags valgt i henhold med modellene i kapittel 10.

Fra tabell 9.10 observerer vi tilsvarende trend som da vi testet residualene i VAR-modellen for normalfordeling. Nullhypotesen om normalfordelte residualer forkastes ikke for noen av spot ligningene, men forkastes stekt for futures ligningen og samlet.

9.4.3 Kommentar til test av VAR-forutsetningene

Vi observerer i likhet med VAR-modellen at vi med VECM ser ut til å være i stand til å fjerne autokorrelasjonen i tidsseriene. Dette med unntak av Biweekly Out-of-Sample, noe som igjen gjør at vi skal være kritiske til de resultatene vi får fra denne tidsserien.

Også i VEC-modellen er ikke antagelsen om normalfordelte residualer nødvendigvis så viktig for konklusjonen. Dette da de asymptotiske egenskapene kun krever at residualene er uavhengig og identisk fordelt (Johansen, 1996, s. 144).

9.5 Bestemmelse for optimal antall lags

Fra kapittel 7 vet vi at VAR-modellen og VECM benytter seg av lags i regresjonene. Vi ønsker å benytte et optimalt antall lags som ikke fjerner for mange frihetsgrader. For å kunne velge optimal antall lags har vi flere informasjonskriterium vi kan benytte. Informasjonskriteriene straffer modellene for å legge til for mange lags, og belønner slik modeller som beskriver de faktiske forholdene mellom variablene fremfor stokastiske avvik og støy (Brooks, 2008).

Analyseverktøyet Stata som er benyttet i denne oppgaven rapporterer tre av de mest populære kriteriene: Akaike's (1974) information criterion (AIC), the Hannan-Quinn (1979) information criterion (HQIC) og Schwarz's (1978) Bayesian information criterion (SBIC). Hvilket informasjonskriterium som benyttes i denne oppgaven vil variere. Det vil til enhver tid forsøkes å benytte et kriterium som tilfører så få frihetsgrader som mulig, samtidig som det tas hensyn til modellenes signifikans og opprettholdelse av modellenes forutsetninger.

10 Modellenes resultater

I dette kapittelet vil vi presentere og diskutere resultatene fra modellene i kapittel 7. Vi presenterer resultatene fra ukentlige- og to-ukers observasjoner hver for seg. Analyseperioden er videre delt opp i en In-Sample og Out-of-Sample periode som vi presenterer resultater fra i tillegg til resultater fra hele analyseperioden.

10.1 Minste kvadrats metode (OLS)

Fra kapittel 7.1.2 vet vi at OLS-regresjonen er gjort med spot som avhengig variabel og futures som uavhengig variabel. Tidsseriene som benyttes i regresjonen er på logaritmisk endringsform. Vi presenterer først resultatene fra de ukentlige observasjonene før vi ser på to-ukers observasjonene.

10.1.1 Weekly

Regression Statistics	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
Multiple R	0,611219707		0,60800696		0,621547069	
R Square	0,373589531		0,369672463		0,386320759	
Adj. R Square	0,372273542		0,367677756		0,382436714	
Std. Error	0,047838384		0,049345498		0,044865436	
Observations	478		318		160	
F	283,8851285		185,326662		99,46349163	
p-value	2,67698E-50		1,57405E-33		1,78489E-18	
	α	h^*	α	h^*	α	h^*
Coefficients	-0,000282	1,002044	-0,000335	0,970541	-0,000115	1,092031
Std. Error	0,002188	0,059472	0,002767	0,071293	0,003547	0,109497
p-value	0,897654	0,000000	0,903754	0,000000	0,974133	0,000000

Tabell 10.1 - Lineær regresjon for h .h.v Weekly Full-Sample, In-Sample og Out-of-Sample.

10.1.1.1 Full-Sample

Resultatet vist i tabell 10.1 gir en forklaringsgrad til systematisk risiko, R^2 , lik 37,36% for hele analyseperioden. I en lineær OLS-regresjon tilsvarer dette hedgingeffektiviteten, HE (Ederington, 1979). Vi ser av F-testen at koeffisientene samlet er signifikant på 1%-nivå, konstantleddet er derimot ikke signifikant. Koeffisienten, h^* , er lik 1,002 og signifikant på 0,1%-nivå. Dette tilsvarer en optimal hedgerate hvor vi går kort i futureskontrakter tilsvarende 100,2% av spotposisjonen. Dette gir følgende lineære sammenheng:

$$\Delta S_t = -0,000282 + 1,002044\Delta F_t \quad (10.1)$$

10.1.1.2 In-Sample

I In-Sample får vi en forklaringsgrad, R^2 , lik 36,97%. F-testen viser at koeffisientene samlet er signifikant forskjellig fra 0. Igjen har vi ikke et signifikant konstantledd, men en signifikant hedgerate lik 97,05%. Den lineære sammenhengen er:

$$\Delta S_t = -0,000335 + 0,970541\Delta F_t \quad (10.2)$$

10.1.1.3 Out-of-Sample

I Out-of-Sample har vi en forklaringsgrad, R^2 , lik 38,63%. F-testen gir samlet signifikante koeffisienter. Konstantleddet er ikke signifikant, mens hedgeraten er lik 1,09 og signifikant. Vi får dermed følgende lineære sammenheng:

$$\Delta S_t = -0,000115 + 1,092031\Delta F_t \quad (10.3)$$

10.1.2 Biweekly

Regression Statistics	Full-Sample		In-Sample		Out-of-Sample	
Multiple R	0,776812712		0,828278315		0,658858055	
R Square	0,60343799		0,686044967		0,434093937	
Adj. R Square	0,601764733		0,684045253		0,426838731	
Std. Error	0,046001305		0,041305033		0,054626201	
Observations	239		159		80	
F	360,6366725		343,0716134		59,83206267	
p-value	1,66906E-49		2,44330E-41		3,06141E-11	
	α	h^*	α	h^*	α	h^*
Coefficients	-0,000277	1,141551	-0,000179	1,121540	-0,000383	1,218868
Std. Error	0,002976	0,060112	0,003276	0,060551	0,006109	0,157576
p-value	0,925898	0,000000	0,956572	0,000000	0,950109	0,000000

Tabell 10.2 - Lineær regresjon for h.h.v Biweekly Full-Sample, In-Sample og Out-of-Sample.

10.1.2.1 Full-Sample

For Biweekly Full-Sample observerer vi en forklaringsgrad, R^2 , lik 60,34%. F-testen viser at regresjonen er signifikant på 1%-nivå. Vi har igjen et konstantledd som ikke er signifikant og en signifikant hedgerate på 1,14. Dette gir oss følgende lineære sammenheng:

$$\Delta S_t = -0,000277 + 1,14155\Delta F_t \quad (10.4)$$

10.1.2.2 In-Sample

Her observerer vi en risikoreduksjon på 68,60%. Vi har fremdeles en signifikant regresjon på 1%-nivå, med et konstantledd som ikke er signifikant og en koeffisient som er signifikant. Hedgeraten er lik 1,12 og gir oss følgende lineære sammenheng:

$$\Delta S_t = -0,000179 + 1,121540\Delta F_t \quad (10.5)$$

10.1.2.3 Out-of-Sample

Til slutt i Out-of-Sample observerer vi en forklaringsgrad, R^2 , lik 43,41%. F-testen viser at koeffisientene er signifikant forskjellig fra 0 på 1%-nivå. Det samme er hedgeraten som er lik 1,22, mens vi ikke forkaster nullhypotesen for konstantleddet.

$$\Delta S_t = -0,000383 + 1,218868\Delta F_t \quad (10.6)$$

10.1.3 Oppsummering OLS

I alle tidsseriene observerer vi at koeffisientene samlet er forskjellig fra 0, med en p-verdi lik 0 med seks desimaler. Det samme gjelder for hedgeraten. Konstantleddet er derimot ikke signifikant da vi har en sterk beholdelse av nullhypotesen om at konstantleddet er lik 0.

I kapittel 9.1.4 argumenteres det for å beholde konstantleddet til tross for at dette ikke er signifikant. Dette da vi ved å utelate dette ikke tillater at vi kan ha endring i en av variablene og ikke den andre, noe som ikke er forenelig med datamaterialet. Videre vil vi ved å utelate konstantleddet kunne få problemer med forutsetningen om at residualene skal ha en forventet verdi lik 0.

Vi tester effekten av å utelate konstantleddet, og observerer en marginal økning i forklaringsgraden, R^2 . Med bakgrunn i dette velger jeg å inkludere konstantleddet i OLS-modellen.

Fra kapittel 9.1 husker vi at vi i OLS-modellene har autokorrelasjon i residualene. Dette er ikke ønskelig å kan føre til spuriøse resultater. Vi skal derfor være kritiske til resultatene som er presentert da slutningene vi tar kan være misvisende.

10.2 Vector Autoregressive Model (VAR)

I dette kapitlet presenterer vi resultatene fra de ulike VAR-modellene. I likhet med forrige kapittel ser vi først på Weekly før vi tar for oss Biweekly. I alle tidsseriene er det benyttet logaritmisk avkastning. Optimalt antall lags er valgt i henhold til informasjonskriteriene presentert i kapittel 9.5.

10.2.1 Weekly Full-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,000087	0,00248	0,972	α_F	0,000215	0,00156	0,891
β_{S_1}	-0,258332	0,05921	0,000	β_{F_1}	0,135373	0,03736	0,000
β_{S_2}	-0,488354	0,06236	0,000	β_{F_2}	0,069701	0,03934	0,076
β_{S_3}	-0,208635	0,06234	0,001	β_{F_3}	0,094839	0,03934	0,016
β_{S_4}	-0,278093	0,05967	0,000	β_{F_4}	-0,002046	0,03765	0,957
λ_{S_1}	0,779613	0,09481	0,000	λ_{F_1}	0,128005	0,05982	0,032
λ_{S_2}	0,156339	0,09817	0,111	λ_{F_2}	-0,271936	0,06194	0,000
λ_{S_3}	0,401615	0,09745	0,000	λ_{F_3}	-0,106236	0,06148	0,084
λ_{S_4}	0,341190	0,09344	0,000	λ_{F_4}	0,125489	0,05896	0,033
R^2	0,1989			R^2	0,1347		
p-value	0,0000			p-value	0,0000		

Tabell 10.3 - VAR, Weekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til SBIC/HQIC.

I Weekly Full-Sample benyttes 4 lags i henhold til SBIC og HQIC, dette gir koeffisientene gitt i tabell 10.3. I både ligningen for spot og ligningen for futures ser vi at F-testen viser at koeffisientene samlet er signifikant forskjellig fra 0.

Vi observerer at ligningen for spot er signifikant påvirket av sine egne tidligere verdier for alle lags på 1%-nivå. Ligningen er også signifikant påvirket på 1%-nivå av koeffisientene for futures, med unntak av lag 2 hvor den ikke er signifikant på 10%-nivå. På den andre siden i tabellen hvor vi har ligningen for futures, observerer vi noe mer variasjon i koeffisientenes signifikans. Vi ser at ligningen er signifikant påvirket på 5%-nivå for egne tidligere verdier i lag 1, 2, og 4, men ikke i lag 3. Påvirkningen fra spot koeffisientene er signifikant på 5%-nivå i lag 1 og 3, men ikke i 2 og 4.

For å konkludere noe om den kortsiktige kausaliteten som observeres i modellen benyttes en Granger-kausalitet Wald-test for å se om de tidligere verdiene samlet forklarer en signifikant kausalitet mellom variablene. Nullhypotesene vår her er at koeffisientene i hvert lag samlet er lik 0. Teststatistikken følger en kjikvadratfordelingen med frihetsgrader lik antall lags. I tabell 10.4 ser vi at vi har en signifikant kortsiktig kausalitet på 1%-nivå fra futures til spot. Til slutt i tabellen ser vi at det samme gjelder for en kortsiktig kausalitet fra spot til futures.

Equation	Excluded	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
In_spot	In_futures	75,418	0,000
In_futures	In_spot	15,973	0,003

Tabell 10.4 - Wald-test, VAR Weekly Full-Sample.

Til slutt benytter vi de estimerte residualene fra modellen til å beregne optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001207
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001158
h^*	1,042075

Tabell 10.5 - Hedgerate, VAR Weekly Full-Sample.

10.2.2 Weekly In-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,001508	0,00299	0,614	α_F	0,000900	0,00194	0,642
β_{S_1}	-0,483200	0,07558	0,000	β_{F_1}	0,135704	0,04901	0,006
β_{S_2}	-0,629447	0,08949	0,000	β_{F_2}	0,067491	0,05803	0,245
β_{S_3}	-0,434696	0,10117	0,000	β_{F_3}	0,079175	0,06560	0,227
β_{S_4}	-0,629373	0,10613	0,000	β_{F_4}	-0,074306	0,06882	0,280
β_{S_5}	-0,531577	0,11010	0,000	β_{F_5}	-0,103305	0,07140	0,148
β_{S_6}	-0,416407	0,10757	0,000	β_{F_6}	-0,075627	0,06975	0,278
β_{S_7}	-0,383043	0,10438	0,000	β_{F_7}	-0,048661	0,06769	0,472
β_{S_8}	-0,191653	0,09208	0,037	β_{F_8}	-0,034540	0,05971	0,563
β_{S_9}	-0,244303	0,07730	0,002	β_{F_9}	-0,079708	0,05013	0,112
λ_{S_1}	0,988425	0,11754	0,000	λ_{F_1}	0,144884	0,07622	0,057
λ_{S_2}	0,412901	0,13204	0,002	λ_{F_2}	-0,260011	0,08562	0,002
λ_{S_3}	0,633586	0,14257	0,000	λ_{F_3}	-0,110594	0,09245	0,232
λ_{S_4}	0,723818	0,15355	0,000	λ_{F_4}	0,143272	0,09958	0,150
λ_{S_5}	0,637945	0,15544	0,000	λ_{F_5}	0,235778	0,10080	0,019
λ_{S_6}	0,507494	0,15257	0,001	λ_{F_6}	0,066403	0,09894	0,502
λ_{S_7}	0,342168	0,14493	0,018	λ_{F_7}	0,067379	0,09398	0,473
λ_{S_8}	0,415066	0,13412	0,002	λ_{F_8}	0,159209	0,08697	0,067
λ_{S_9}	0,081792	0,11505	0,477	λ_{F_9}	0,100483	0,07461	0,178
R^2	0,2724			R^2	0,2015		
p-value	0,0000			p-value	0,0000		

Tabell 10.6 - VAR, Weekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Det benyttes her 9 lags i henhold til AIC. Fra F-testen ser vi at begge ligningene har koeffisienter som samlet er signifikant forskjellig fra 0. Vi legger merke til at et stort antall lags gir flere lagede verdier som ikke er signifikante, spesielt i ligningen for futures. Granger-kausaltet Wald-testen i tabell 10.7 forteller oss at vi samlet har signifikant kortsiktig kausalitet både fra futures til spot og fra spot til futures.

Equation	Excluded	$\chi^2(9)$	$Prob, \chi^2(9)$
ln_spot	ln_futures	88,355	0,000
ln_futures	ln_spot	19,394	0,022

Tabell 10.7 - Wald-test, VAR Weekly In-Sample.

Vi får følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001195
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,00116
h^*	1,030328

Tabell 10.8 - Hedgerate, VAR Weekly In-Sample.

10.2.3 Weekly Out-of-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,000320	0,00357	0,929	α_F	0,000490	0,00236	0,836
β_{S_1}	0,249703	0,10549	0,018	β_{F_1}	0,139027	0,06971	0,046
β_{S_2}	-0,622865	0,10409	0,000	β_{F_2}	0,060463	0,06879	0,379
β_{S_3}	-0,066242	0,10027	0,509	β_{F_3}	0,049433	0,06626	0,456
β_{S_4}	-0,169319	0,09947	0,089	β_{F_4}	0,024678	0,06573	0,707
λ_{S_1}	0,158257	0,15783	0,316	λ_{F_1}	-0,041121	0,10430	0,693
λ_{S_2}	0,068554	0,15574	0,660	λ_{F_2}	-0,214107	0,10292	0,037
λ_{S_3}	0,442913	0,14309	0,002	λ_{F_3}	-0,003403	0,09456	0,971
λ_{S_4}	0,273859	0,14837	0,065	λ_{F_4}	0,192511	0,09805	0,050
R^2	0,3753			R^2	0,1199		
p-value	0,0000			p-value	0,0065		

Tabell 10.9 - VAR, Weekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC/HQIC.

I denne modellen benyttes 4 lags i henhold til AIC og HQIC. F-testen viser at begge regresjonene er signifikante på 1%-nivå. Vi merker oss at i ligningen for spot har vi at spot ikke er signifikant påvirket av tidligere verdier i lag 3 og 4 på 5%-nivå. Vi merker også at det ikke er signifikant kortsiktig kausalitet fra futures til spot i lag 1 og 2. I ligningen for futures ser vi at den kun er signifikant påvirket av tidligere verdier i lag 2 på 5%-nivå. Kortsiktig kausalitet fra spot mot futures ser vi at kun er signifikant på 5% nivå i lag 1.

Ser vi på den samlede kortsiktige kausaliteten kan vi fra tabell 10.10 konkludere med at det er kortsiktig kausalitet fra futures til spot på 5%-signifikansnivå. Vi kan derimot ikke forkaste nullhypotesen om ingen kortsiktig kausalitet fra spot til futures.

Equation	Excluded	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
ln_spot	ln_futures	12,404	0,015
ln_futures	ln_spot	5,8646	0,209

Tabell 10.10 - Wald-test, VAR Weekly Out-of-Sample.

Vi får følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,000889
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,000875
h^*	1,016282

Tabell 10.11 - Hedgerate, VAR Weekly Out-of-Sample.

10.2.4 Biweekly Full-Sample

spot	Coef.	Std Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,001895	0,00419	0,651	α_F	0,001555	0,00293	0,596
β_{S_1}	-0,642613	0,11786	0,000	β_{F_1}	0,131306	0,08240	0,111
β_{S_2}	-0,722547	0,15204	0,000	β_{F_2}	-0,129685	0,10631	0,222
β_{S_3}	-0,647024	0,16715	0,000	β_{F_3}	-0,197628	0,11687	0,091
β_{S_4}	-0,549535	0,17542	0,002	β_{F_4}	-0,176832	0,12265	0,149
β_{S_5}	-0,367976	0,18064	0,042	β_{F_5}	-0,143331	0,12630	0,256
β_{S_6}	-0,127901	0,17975	0,477	β_{F_6}	-0,014933	0,12568	0,905
β_{S_7}	-0,205984	0,17115	0,229	β_{F_7}	-0,087066	0,11966	0,467
β_{S_8}	0,062512	0,16160	0,699	β_{F_8}	0,180829	0,11299	0,110
β_{S_9}	0,450915	0,14903	0,002	β_{F_9}	0,340559	0,10420	0,001
$\beta_{S_{10}}$	0,490265	0,12039	0,000	$\beta_{F_{10}}$	0,283951	0,08418	0,001
λ_{S_1}	0,817333	0,17179	0,000	λ_{F_1}	-0,087185	0,12011	0,468
λ_{S_2}	0,926443	0,20429	0,000	λ_{F_2}	0,251516	0,14284	0,078
λ_{S_3}	0,820046	0,21884	0,000	λ_{F_3}	0,317440	0,15301	0,038
λ_{S_4}	0,621098	0,22742	0,006	λ_{F_4}	0,315853	0,15901	0,047
λ_{S_5}	0,313640	0,23080	0,174	λ_{F_5}	0,182245	0,16137	0,259
λ_{S_6}	-0,065313	0,22783	0,774	λ_{F_6}	-0,094135	0,15929	0,555
λ_{S_7}	0,217621	0,21476	0,311	λ_{F_7}	0,089972	0,15015	0,549
λ_{S_8}	-0,126880	0,20406	0,534	λ_{F_8}	-0,272557	0,14267	0,056
λ_{S_9}	-0,637548	0,19288	0,001	λ_{F_9}	-0,482181	0,13486	0,000
$\lambda_{S_{10}}$	-0,604609	0,15738	0,000	$\lambda_{F_{10}}$	-0,364481	0,11004	0,001
R^2	0,2479			R^2	0,1897		
p-value	0,0000			p-value	0,0001		

Tabell 10.12 - Biweekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Her er det benyttet 10 lags i henhold til informasjonskriteriet AIC. Vi ser fra F-testen at begge ligningene samlet har signifikante koeffisienter på 1%-nivå. Granger-kausaltet Wald-testen under viser at vi samlet har både kortsiktig kausalitet fra futures til spot og fra spot til futures, som er signifikant på 1%-nivå.

Equation	Excluded	$\chi^2(10)$	$Prob, \chi^2(10)$
ln_spot	ln_futures	70,360	0,000
ln_futures	ln_spot	36,072	0,021

Tabell 10.13- Wald-test, VAR Biweekly Full-Sample.

Modellen gir optimal hedgerate lik 1,19.

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,002344
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001963
h^*	1,194326

Tabell 10.14 - Hedgerate, VAR Biweekly Full-Sample.

10.2.5 Biweekly In-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,002751	0,00534	0,606	α_F	0,001703	0,00400	0,671
β_{S_1}	-0,557789	0,15932	0,000	β_{F_1}	0,148289	0,11941	0,214
β_{S_2}	-0,832376	0,19030	0,000	β_{F_2}	-0,240106	0,14263	0,092
β_{S_3}	-0,650615	0,19356	0,001	β_{F_3}	-0,248283	0,14507	0,087
β_{S_4}	-0,321955	0,16607	0,053	β_{F_4}	-0,066279	0,12447	0,594
λ_{S_1}	0,790991	0,21473	0,000	λ_{F_1}	-0,088699	0,16094	0,582
λ_{S_2}	1,002259	0,25178	0,000	λ_{F_2}	0,390640	0,18871	0,038
λ_{S_3}	0,841729	0,25096	0,001	λ_{F_3}	0,386861	0,18809	0,040
λ_{S_4}	0,349235	0,20837	0,094	λ_{F_4}	0,145876	0,15618	0,350
R^2	0,1444			R^2	0,1045		
p-value	0,0010			p-value	0,0205		

Tabell 10.15 - Biweekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

I Biweekly In-Sample benytter vi 4 lags, som gitt av AIC-kriteriet. Vi ser at regresjonen for spot er signifikant på 1%-nivå og at regresjonen for futures er signifikant på 5%-nivå. Fra tabell 10.16 ser vi har både kortsiktig kausalitet fra futures til spot og fra spot til futures, som er signifikant på h.h.v. 1%-nivå og 5%-nivå.

Equation	Excluded	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
ln_spot	ln_futures	24,253	0,000
ln_futures	ln_spot	10,519	0,033

Tabell 10.16 - Wald-test, VAR Biweekly In-Sample.

Videre beregner vi modellens hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,002893
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,00249
h^*	1,161843

Tabell 10.17 - Hedgerate, VAR Biweekly In-Sample.

10.2.6 Biweekly Out-of-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000358	0,00706	0,960	α_F	0,001991	0,00401	0,620
β_{S_1}	-0,687677	0,17084	0,000	β_{F_1}	0,079836	0,09713	0,411
β_{S_2}	-0,545919	0,20304	0,007	β_{F_2}	-0,058034	0,11543	0,615
β_{S_3}	-0,290732	0,20319	0,152	β_{F_3}	0,008672	0,11552	0,940
β_{S_4}	-0,436988	0,19723	0,027	β_{F_4}	-0,108431	0,11213	0,334
β_{S_5}	-0,385106	0,15829	0,015	β_{F_5}	-0,076633	0,08999	0,394
λ_{S_1}	0,849987	0,30982	0,006	λ_{F_1}	0,043118	0,17614	0,807
λ_{S_2}	1,110884	0,30765	0,000	λ_{F_2}	0,263220	0,17491	0,132
λ_{S_3}	0,337359	0,32124	0,294	λ_{F_3}	-0,001948	0,18264	0,991
λ_{S_4}	0,477693	0,31142	0,125	λ_{F_4}	0,347124	0,17705	0,050
λ_{S_5}	-0,042653	0,27962	0,879	λ_{F_5}	-0,044564	0,15897	0,779
R^2	0,3025			R^2	0,1584		
p-value	0,0003			p-value	0,1679		

Tabell 10.18 - VAR, Biweekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Her benytter vi AIC-kriteriet som tilsier 5 lags. Vi legger merke til at F-testen av ligningen for futures viser at koeffisientene samlet ikke er signifikant. Dette gjenspeiler seg også i Granger-kausalitet Wald-testen hvor vi observerer at vi ikke har en signifikant kortsiktig kausalitet fra spot til futures.

Equation	Excluded	$\chi^2(5)$	$Prob, \chi^2(5)$
ln_spot	ln_futures	17,8640	0,003
ln_futures	ln_spot	4,5296	0,476

Tabell 10.19 - Wald-test, VAR Biweekly Out-of-Sample.

Videre beregner vi modellens hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001653
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001208
h^*	1,368747

Tabell 10.20 - Hedgerate, VAR Biweekly Out-of-Sample.

10.2.7 Oppsummering VAR

Informasjonskriteriet AIC benyttes i mange av modellene. Dette tillater gjerne flere lags enn SBIC og HQIC, noe som gjør at en bedre kan eliminere autokorrelasjonen i modellene. En av ulempene med flere lags er at vi får flere ikke-signifikante koeffisienter.

I Full-Sample og In-Sample ser det ut til at det stort sett estimeres signifikante koeffisienter og vi kan i alle modellene vise til signifikant kortsiktig kausalitet fra både futures til spot og spot til futures. Fra kapittel 9.3 vet vi også at det ser ut til at vi har eliminert autokorrelasjonen i alle lags.

Det virker derimot som VAR-modellen ikke er optimal for å forklare sammenhengen i Out-of-Sample. Både i Weekly og Biweekly kan vi ikke påvise signifikant kortsiktig kausalitet fra spot til futures. I Biweekly Out-of-Sample har vi også en regresjon for futures som ikke er signifikant, samt at vi fra kapittel 9.3 vet at vi her ikke eliminerer autokorrelasjonen ved 5%-signifikantnivå.

10.3 Vector Error Correction Model (VECM)

I dette kapittelet skal vi presentere resultatene fra VECM. Igjen presenteres de ukentlige observasjonene før observasjonene fra hver fjortende dag presenteres. Nytt i VECM i forhold til VAR er at vi nå i tillegg til koeffisientene for kortsiktig kausalitet, har en koeffisient for langsiktig kausalitet, γ . Denne omtales gjerne som *speed of adjustment* og forsøker å forklare i hvilken hastighet variabelen når den langsiktige tilpasningen.

10.3.1 Weekly Full-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000017	0,00243	0,994	α_F	0,000264	0,00158	0,867
β_{S_1}	0,078967	0,08387	0,346	β_{F_1}	0,157195	0,05462	0,004
β_{S_2}	-0,208716	0,07902	0,008	β_{F_2}	0,088258	0,05146	0,086
β_{S_3}	-0,036248	0,06853	0,597	β_{F_3}	0,105318	0,04463	0,018
β_{S_4}	-0,166566	0,06175	0,007	β_{F_4}	0,005587	0,04022	0,890
λ_{S_1}	0,447803	0,11026	0,000	λ_{F_1}	0,105751	0,07181	0,141
λ_{S_2}	-0,069276	0,10448	0,507	λ_{F_2}	-0,285129	0,06805	0,000
λ_{S_3}	0,243917	0,09979	0,015	λ_{F_3}	-0,121728	0,06499	0,061
λ_{S_4}	0,312986	0,09171	0,001	λ_{F_4}	0,125121	0,05972	0,036
γ_S	-0,462020	0,08296	0,000	γ_F	-0,030175	0,05403	0,576
R^2	0,2488			R^2	0,1358		
p-value	0,0000			p-value	0,0000		

Tabell 10.21 - VECM, Weekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC/HQIC.

I Weekly Full-Sample benytter vi 5 lags, gitt av AIC og HQIC. P-verdiene for begge regresjonene viser at koeffisienter samlet er forskjellige fra 0.

Den langsiktige kausaliteten fra futures til spot, γ_S , er negativ og signifikant. Vi merker oss at den langsiktige kausaliteten fra spot til futures, γ_F , også er negativ. Dette er intuitivt feil da dette innebærer at seriene på lang sikt divergerer fra hverandre og ikke når en langsiktig likevekt, noe som vil være naturlig å anta at vi har i markedet. Denne koeffisienten er derimot ikke signifikant.

Ser vi på koeffisientene for egne lagde verdier og koeffisientene for kausalitet observeres en blanding av signifikante og ikke-signifikante koeffisienter. Vi benytter tilsvarende Granger-kausalitet Wald-test som i forrige kapittel for å se på om vi samlet sett har signifikant kortsiktig kausalitet:

Equation	Excluded	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
ln_spot	ln_futures	33,45	0,0000
ln_futures	ln_spot	10,68	0,0304

Tabell 10.22 - Wald-test, VECM Weekly Full-Sample.

Vi ser at nullhypotesen om ingen kortsiktig kausalitet forkastes for begge ligningene. Vi kan dermed konkludere med at vi både har signifikant kortsiktig kausalitet fra futures til spot og spot til futures på 5%-nivå. Til slutt beregner vi optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001196
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001158
h^*	1,032615

Tabell 10.23 - Hedgerate, VECM Weekly Full-Sample.

10.3.2 Weekly In-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000074	0,00306	0,981	α_F	0,000800	0,00201	0,690
β_{S_1}	-0,017402	0,10796	0,872	β_{F_1}	0,179774	0,07081	0,011
β_{S_2}	-0,142081	0,10404	0,172	β_{F_2}	0,139127	0,06824	0,041
β_{S_3}	0,036066	0,09207	0,695	β_{F_3}	0,143326	0,06039	0,018
β_{S_4}	-0,155801	0,07792	0,046	β_{F_4}	0,003520	0,05111	0,945
λ_{S_1}	0,531415	0,13988	0,000	λ_{F_1}	0,117847	0,09175	0,199
λ_{S_2}	-0,099675	0,13318	0,454	λ_{F_2}	-0,361812	0,08736	0,000
λ_{S_3}	0,161965	0,12928	0,210	λ_{F_3}	-0,185163	0,08480	0,029
λ_{S_4}	0,251739	0,11459	0,028	λ_{F_4}	0,107483	0,07516	0,153
γ_S	-0,500311	0,10781	0,000	γ_F	-0,045957	0,07072	0,516
R^2	0,2560			R^2	0,1652		
p-value	0,0000			p-value	0,0000		

Tabell 10.24 - VECM, Weekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Vi benytter igjen 5 lags, dette er valgt etter AIC. Dette gir oss en negativ langsiktig kausalitet fra futures til spot. Vi observerer igjen at modellen ikke gir signifikant langsiktig kausalitet fra spot til futures. Fra Granger-kausalitet Wald-testen i tabell 10.25 kan vi konkludere med at vi har kortsiktig kausalitet mellom variablene på 5%-signifikantnivå.

Equation	Excluded	$\chi^2(4)$	$Prob, \chi^2(4)$
ln_spot	ln_futures	25,23	0,0000
ln_futures	ln_spot	10,11	0,0387

Tabell 10.25 - Wald-test, VECM Weekly In-Sample.

Modellen gir følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001244
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001212
h^*	1,025984

Tabell 10.26 - Hedgerate, VECM Weekly In-Sample.

10.3.3 Weekly Out-of-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	0,000096	0,00361	0,979	α_F	0,000424	0,00247	0,864
β_{S_1}	0,548075	0,13195	0,000	β_{F_1}	0,126950	0,09032	0,160
β_{S_2}	-0,378389	0,10342	0,000	β_{F_2}	-0,047784	0,07079	0,500
β_{S_3}	0,077997	0,10801	0,470	β_{F_3}	0,060941	0,07394	0,410
λ_{S_1}	-0,134330	0,17446	0,441	λ_{F_1}	-0,012078	0,11942	0,919
λ_{S_2}	-0,169492	0,15230	0,266	λ_{F_2}	-0,161238	0,10426	0,122
λ_{S_3}	0,320668	0,14718	0,029	λ_{F_3}	0,027229	0,10075	0,787
γ_S	-0,368739	0,12607	0,003	γ_F	0,083281	0,08630	0,335
R^2	0,3943			R^2	0,0842		
p-value	0,0000			p-value	0,0924		

Tabell 10.27 - VECM, Weekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

I Weekly Out-of-Sample observerer vi at koeffisientene i ligningen for futures ikke samlet er signifikant forskjellig fra 0 på 5%-nivå. Langsiktig kausalitet fra futures til spot er negativ og signifikant. Den langsiktige kausaliteten fra spot til futures er positiv og viser således til samme kausalitet. Denne er derimot ikke signifikant. Vi opplever også at kortsiktig kausalitet fra spot til futures ikke er signifikant.

Equation	Excluded	$\chi^2(3)$	<i>Prob, $\chi^2(3)$</i>
ln_spot	ln_futures	7,89	0,0484
ln_futures	ln_spot	3,22	0,3595

Tabell 10.28 - Wald-test, VECM Weekly Out-of-Sample.

Modellen gir følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,000933
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,00091
h^*	1,025044

Tabell 10.29 - Hedgerate, VECM Weekly Out-of-Sample.

10.3.4 Biweekly Full-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000094	0,00440	0,983	α_F	0,000480	0,00316	0,879
β_{S_1}	-0,025111	0,15069	0,868	β_{F_1}	0,227303	0,10801	0,035
β_{S_2}	-0,180481	0,12284	0,142	β_{F_2}	-0,040688	0,08804	0,644
λ_{S_1}	0,298737	0,19008	0,116	λ_{F_1}	-0,106436	0,13624	0,035
λ_{S_2}	0,402040	0,15642	0,010	λ_{F_2}	0,187458	0,11211	0,435
γ_S	-0,711727	0,15721	0,000	γ_F	-0,139780	0,11268	0,095
R^2	0,1634			R^2	0,0681		
p-value	0,0000			p-value	0,0100		

Tabell 10.30 - VECM, Biweekly Full-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

I denne modellen benytter vi 3 lags i henhold til AIC. Koeffisientene til begge ligningene er samlet signifikant forskjellig fra 0. Vi observerer at vi her har en økt langsiktig kausalitet fra futures til spot. Den langsiktige kausaliteten fra spot til futures er negativ, men ikke signifikant på 5%-nivå. Fra Wald-testen observerer vi at de kortsiktige kausalitetene samlet er signifikant på 5%-nivå.

Equation	Excluded	$\chi^2(2)$	$Prob, \chi^2(2)$
ln_spot	ln_futures	7,12	0,0285
ln_futures	ln_spot	3,22	0,0110

Tabell 10.31 - Wald-test, VECM Biweekly Full-Sample.

Vi bruker de estimerte residualene til å beregne optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,002729
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,002299
h^*	1,186923

Tabell 10.32 - Hedgerate, VECM Biweekly Full-Sample.

10.3.5 Biweekly In-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000246	0,00544	0,964	α_F	0,000787	0,00416	0,850
β_{S_1}	-0,007026	0,22032	0,975	β_{F_1}	0,304823	0,16845	0,070
β_{S_2}	-0,402015	0,20311	0,048	β_{F_2}	-0,143607	0,15530	0,355
β_{S_3}	-0,302841	0,16823	0,072	β_{F_3}	-0,172736	0,12863	0,179
λ_{S_1}	0,259690	0,26351	0,324	λ_{F_1}	-0,230898	0,20148	0,252
λ_{S_2}	0,617293	0,25299	0,015	λ_{F_2}	0,319966	0,19344	0,098
λ_{S_3}	0,512942	0,20498	0,012	λ_{F_3}	0,334827	0,15673	0,033
γ_S	-0,680024	0,21186	0,001	γ_F	-0,212480	0,16199	0,190
R^2	0,1819			R^2	0,1095		
p-value	0,0001			p-value	0,0207		

Tabell 10.33 - VECM, Biweekly In-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Vi opplever her samme trend som tidligere. I de to F-testene forkastes nullhypotesen om at koeffisientene samlet er lik 0 på 5%-signifikansnivå. Den langsiktige kausaliteten fra futures til spot er negativ og signifikant, mens den langsiktige kausaliteten fra spot til futures ikke er signifikant. Den kortsiktige kausaliteten er samlet signifikant begge veier på 5%-signifikansnivå.

Equation	Excluded	$\chi^2(3)$	$Prob, \chi^2(3)$
ln_spot	ln_futures	8,66	0,0342
ln_futures	ln_spot	12,27	0,0065

Tabell 10.34 - Wald-test, Biweekly In-Sample.

Modellen gir følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,002822
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,00248
h^*	1,137743

Tabell 10.35 - Hedgerate, Biweekly In-Sample.

10.3.6 Biweekly Out-of-Sample

spot	Coef.	Std. Error	p-value	futures	Coef.	Std. Error	p-value
α_S	-0,000047	0,00724	0,995	α_F	0,001085	0,00431	0,801
β_{S_1}	0,022979	0,24200	0,924	β_{F_1}	0,115787	0,14410	0,422
β_{S_2}	-0,059131	0,17741	0,739	β_{F_2}	-0,023294	0,10564	0,825
λ_{S_1}	0,061635	0,33034	0,852	λ_{F_1}	0,003809	0,19670	0,985
λ_{S_2}	0,631602	0,25603	0,014	λ_{F_2}	0,293823	0,15245	0,054
γ_S	-0,825777	0,27458	0,003	γ_F	-0,035727	0,16350	0,827
R^2	0,2911			R^2	0,1128		
p-value	0,0001			p-value	0,1721		

Tabell 10.36 - VECM, Biweekly Out-of-Sample. Lags valgt i henhold til AIC.

Igjen opplever vi problemer i Out-of-Sample. Nullhypotesen av F-testen av koeffisientene i ligningen for futures forkastes ikke. Det samme gjelder for Wald-testen av den kortsiktige kausaliteten fra spot til futures. Den langsiktige kausaliteten er igjen negativ og signifikant fra futures mot spot, men ikke signifikant fra spot mot futures.

Equation	Excluded	$\chi^2(3)$	$Prob, \chi^2(3)$
ln_spot	ln_futures	6,15	0,0461
ln_futures	ln_spot	1,66	0,4370

Tabell 10.37 - Wald-test, Biweekly Out-of-Sample.

Modellen gir følgende optimal hedgerate:

$cov(\epsilon_{S_t}, \epsilon_{F_t})$	0,001738
$\sigma^2(\epsilon_{F_t})$	0,001336
h^*	1,301121

Tabell 10.38 - Hedgerate, Biweekly Out-of-Sample.

10.3.7 Oppsummering VECM

I alle VECM-resultatene observerer vi en langsiktig kausalitet fra spot til futures som ikke er signifikant på 5%-nivå. Kun i Biweekly Full-Sample har vi her en signifikant koeffisient på 10%-nivå. Koeffisienten er derimot også her negativ. Dette er som omtalt tidligere intuitivt feil da dette betyr at vi ikke konvergerer mot en langsiktig likevekt.

Når vi ser på hele analyseperioden og In-Sample perioden ser vi ut til å samlet sett ha signifikante koeffisienter, slik at modellene forklarer den kortsiktige kausaliteten. I Out-of-Sample perioden har vi derimot problemer med at koeffisientene i ligningen for futures ikke samlet sett er signifikante. Dette gjenspeiler seg i at vi her ikke har signifikant kortsiktig kausalitet fra spot mot futures. Fra kapittel 9.4 husker vi også at vi i Biweekly Out-of-Sample ikke ser ut til å ha eliminert autokorrelasjonen i residualene.

Totalt sett virker det som VEC-modellen som er benyttet ikke er optimal til å forklare sammenhengen i datasettet.

10.4 Sammenligning av resultater

I oppgaven er det benyttet 4 ulike modeller som med forskjellige forutsetninger og betingelser forsøker å forklare sammenhengen mellom spot og futures best mulig. Vi har enkle modeller slik som naïv hedge og lineære OLS-regresjoner. Vi har også mere kompliserte modeller i form av VAR- og VEC-modellene. Det er derimot ikke sikkert at de kompliserte modellene som forsøker å ta hensyn til flere elementer presterer bedre enn de enklere modellene.

Vi skal her sammenligne og analysere resultatene fra modellene. Vi ønsker å sammenligne hvordan de ulike modellene presterer i form av redusert prissisiko, og om vi kan se noen interessante funn eller trender i resultatene.

h^*	Weekly			Biweekly		
	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample
Naïv	1	1	1	1	1	1
OLS	1,002044	0,970541	1,092031	1,141551	1,121540	1,218868
VAR	1,042075	1,030328	1,016282	1,194326	1,161843	1,368747
VECM	1,032615	1,025984	1,025044	1,186923	1,137743	1,301121

Tabell 10.39 - Utledede optimale hedgerater fra modellene.

I tabell 10.39 har vi samlet modellenes optimale hedgerater som vi utledet ovenfor. For modellene som baserer seg på ukentlige avkastninger merker vi oss at de optimale hedgeratene er relativt nær 1, som i en naïv hedge. Modellene viser altså her til at det er optimalt å ha en futuresposisjon som er tilnærmet lik spotposisjonen. For Biweekly resultatene ser vi at hedgeraten øker i forhold til de ukentlige i alle modeller og analyseperioder. Dette gjør at det her er større forskjell mellom naïv hedge og de øvrige modellene.

Det ser ut til at de største forskjellene i optimal hedgerate kommer av om vi benytter ukentlige avkastninger eller avkastninger fra hver fjortende dag. I Biweekly ser vi også en vesentlig forskjell mellom analyseperiodene hvor Out-of-Sample har en markant høyere hedgerate enn de øvrige analyseperiodene.

Vi benytter disse hedgeratene og beregner hvilken hedgingeffektivitet dette gir oss for de ulike modellene. Resultatet av dette presenteres i tabell 10.40. Videre i tabell 10.41 rangeres modellene etter hvor godt de presterer opp mot hverandre i de ulike analyseperiodene.

HE	Weekly			Biweekly		
	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample
Naïv	37,36 %	36,93 %	38,36 %	59,42 %	67,80 %	42,01 %
OLS	37,36 %	36,97 %	38,63 %	60,34 %	68,60 %	43,41 %
VAR	37,30 %	36,83 %	38,45 %	60,21 %	68,52 %	42,75 %
VECM	37,32 %	36,85 %	38,49 %	60,25 %	68,59 %	43,21 %

Tabell 10.40 - Modellenes hedgingeffektivitet ved optimal hedgerate. Modellen som presterer best er markert i fet skrift.

HE (ranked)	Weekly			Biweekly		
	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample
Naïv	2	2	4	4	4	4
OLS	1 ²⁰	1	1	1	1	1
VAR	4	4	3	3	3	3
VECM	3	3	2	2	2	2

Tabell 10.41 - Modellene rangert etter hedgingeffektivitet ved optimal hedgerate.

Vi antok tidligere at modellene som baserer seg på avkastningsdata fra annenhver uke ville prestere bedre enn de utarbeidet med bakgrunn i ukentlige data. Dette ser vi at er gjeldene for alle analyseperiodene. Det er derimot stor forskjell på hvor betydelig denne økningen er. For hele analyseperioden og In-Sample er effektivitetsøkningen i snitt på henholdsvis 22,72 % og 31,48 %. For Out-of-Sample er denne derimot betydelig lavere og utgjør kun en økning i snitt over modellene på 4,37 %.

Noe overraskende observeres det at vi ved ukentlige observasjoner har lavere effektivitet i In-Sample enn i Out-of-Sample. Rent intuitivt vil det være naturlig å forvente at den økte likviditeten i markedet ville kunne bidra til å øke korrelasjonen og gjøre markedet mer effisient.

Størst redusert porteføljevarians ser vi at vi konsekvent får fra OLS-modellene i begge datasett og i alle analyseperioder. Noe overaskende observerer vi at naïv hedge presterer bedre enn både VAR- og VEC-modellen i de tidsseriene som kanskje er av størst interesse, Weekly Full-Sample og In-Sample. Dette kan tale for at det ikke nødvendigvis er hensiktsmessig å benytte mer komplekse modeller til fordel for en enkel naïv hedge. I de øvrige sett av modeller presterer derimot naïv hedge dårligst av alle modellene. Vi merker oss også at VECM presterer bedre enn VAR-modellene i alle analyseperiodene.

Et siste aspekt som er verdt å merke seg er at det er relativt små forskjeller i hvordan de ulike modellene presterer i de ulike analyseperiodene. Ser vi på hele analyseperioden under ukentlige observasjoner er det 0,06 % differanse mellom OLS og VAR, som er modellene som presterer h.h.v. best og dårligst. Størst forskjell mellom modellene observerer vi under Biweekly Out-of-Sample hvor forskjellen er på 1,40 %.

10.4.1 Wald-test av OLS-koeffisienter

Vi observerer at vi har koeffisienter som er relativt lik 1, noe som er lik naïv hedge. Det vil være av interesse å teste om koeffisientene er signifikant forskjellig fra 1. For OLS-koeffisientene kan vi gjøre dette enkelt ved hjelp av en Wald-test. Vi tester derfor hedgeratene fra OLS-modellene mot følgende hypoteser:

$$H_0: h^* = 1 \quad \text{mot} \quad H_a: h^* \neq 1 \quad (10.1)$$

²⁰ OLS-modellen viser ved to desimaler til lik HE som naïv hedge. Tillater vi flere desimaler har vi derimot en marginalt høyere HE ved OLS.

	Weekly			
	h^*	Std. Error	F	p-value
Full-Sample	1,002044	0,05947	0,00	0,9726
In-Sample	0,970541	0,07129	0,17	0,6797
Out-of-Sample	1,092031	0,10950	0,71	0,4019
	Biweekly			
	h^*	Std. Error	F	p-value
Full-Sample	1,141551	0,06011	5,55	0,0193
In-Sample	1,121540	0,06055	4,03	0,0464
Out-of-Sample	1,218868	0,15758	1,93	0,1688

Tabell 10.42 - Wald-test av OLS-koeffisientene.

Fra Wald-testen observerer vi at vi ikke forkaster nullhypotesen for noen av OLS-modellene som er beregnet med bakgrunn i ukentlige avkastninger. Vi kan dermed ikke konkludere med at noen av disse hedgeratene er signifikant forskjellig fra naïv hedge. Dette taler for at det kan være vel så hensiktsmessig å benytte en naïv hedge som mer kompliserte modeller. For Biweekly forkaster vi nullhypotesen på 5%-signifikansnivå for hele analyseperioden og In-Sample. Dette gjør vi derimot ikke for Out-of-Sample, noe som kan ha sammenheng med få observasjoner i Biweekly Out-of-Sample.

10.4.2 Korrelasjon

Vi observerer noen overraskende endringer i hedgingeffektiviteten mellom de ulike periodene. Vi har at Weekly In-Sample har en lavere effektivitet enn Out-of-Sample. Vi observerer også et drastisk fall i effektiviteten mellom Biweekly In-Sample og Out-of-Sample. Med bakgrunn i dette ønsker jeg her å se på hvordan korrelasjonen er i de ulike periodene.

	Weekly	Biweekly
Full-Sample	0,6112	0,7768
In-Sample	0,6080	0,8283
Out-of-Sample	0,6215	0,6589

Tabell 10.43 - Korrelasjon mellom spot og futures (log avkastning) i tidsperiodene.

Det ser ut til at vi har en trend hvor korrelasjonen følger graden av observert hedgingeffektivitet. Eksempelvis har vi en lavere korrelasjon i Weekly In-Sample enn hva vi har Out-of-Sample perioden. Dette er samme trend som vi observerte i hedgingeffektiviteten til tilsvarende perioder. Vi har også et drastisk fall i korrelasjonen fra Biweekly In-Sample til Out-of-Sample. Dette er i stand til å forklare mye av fallet i hedgingeffektiviteten som vi observerte i samme periode.

Således virker det som at den lavere hedgingeffektiviteten vi opplever i enkelte perioder delvis kan forklares av reduksjonen i korrelasjonen mellom variablene. For Weekly In-Sample kan det tenkes at den relativt store forskjellen vi hadde mellom spot- og futurespris høsten 2011 og den påfølgende lave likviditeten, kan ha ført til lavere korrelasjon i In-Sample i forhold til Out-of-Sample. I Biweekly Out-of-Sample har vi relativt få observasjoner, og det kan tenkes at korrelasjonen dermed har lettere blitt påvirket av outliers i forhold til de ukentlige observasjonene.

10.4.3 Sammenligning med andre markeder

Det er av interesse å sammenligne resultatene fra denne oppgaven med resultater fra tidligere studier. Jeg har ikke funnet tidligere studier som er direkte sammenlignbare. Ingen av studiene som er sett på tar for seg futureskontrakter med biologiske aktiva som underliggende, samtidig som de benytter tilsvarende modeller og data.

Yang og Awokuse (2003) benytter en bivariate ECM-GARCH modell til å analysere hedgingeffektiviteten av 8 ulike biologiske-/jordbruksfutures. Tidligere i oppgaven har jeg også nevnt studiene til Yang og Allen (2001) og Casillo (2004) som benytter naïv, OLS, VAR og VECM på finansielle futuresmarkeder. I tabell 10.44 er funnene fra de nevnte studiene oppsumert.

Forfattere	Marked	Modell	HE
Yang og Allen (2001)	Det australske futuresmarkedet - ukentlige data	a) OLS b) VAR c) VECM	a) 72,47 % b) 73,93 % c) 74,80 %
Yang og Awokuse (2003)	a) korn b) soyabønner c) hvete d) bomull e) sukker f) svin g) storfe h) kalv - daglige data	Bivariate ECM-GARCH	a) 51 % b) 24 % c) 66 % d) 27 % e) 26 % f) 52 % g) 0 % h) 21 %
Casillo (2004)	Det italienske futuresmarkedet - ukentlige data	a) Naïv b) OLS c) VAR d) VECM	a) 92,24 % b) 92,74 % c) 92,74 % d) 92,73 %

Tabell 10.44 - Hedgingeffektivitet i andre markeder.

Som vi kan se av tabellen ovenfor er det store forskjeller mellom hedgingeffektiviteten i de ulike markedene. Yang og Awokuse (2003) finner for de ulike futuresmarkedene med råvarer som underliggende en hedgingeffektivitet fra 0 til 66 prosent. Sammenligner vi dette med vår ukentlige data observeres det at Fish Pool ASA sine laksefutures presterer bedre enn 5 av 8 futuresmarkeder i nevnte studie.

Det kan også virke som at finansielle aktiva presterer bedre enn andre aktiva slik som råvarer og jordbruksprodukter. Både Yang og Allen (2001) og Casillo (2004) viser til hedgingeffektivitet som er høyere enn for alle råvarene presentert av Yang og Awokuse (2003). Det som er interessant ved de to førstnevnte studiene, er at vi i likhet med denne oppgaven opplever relativt små forskjeller mellom de ulike modellene.

11 Konklusjon

Formålet med denne avhandlingen har vært å studere Fish Pool ASA sine futureskontrakter og hvorvidt kontraktene er effektive i sikringsøyemed. En tidsperiode på noe over 9 år er analysert og strekker seg fra 2006 til 2015. Datasettet er delt inn i tre perioder; full-sample, in-sample og out-of-sample og det er forsøkt å sammenligne avhandlingens resultater med tidligere studier.

I denne avhandlingen er det benyttet flere ulike modeller for å estimere den optimale tilpasningen for å minimere risikoen av spotutsatte volumer av atlantisk laks. Modellene som benyttes er naïv hedge, OLS-regresjon, VAR og VECM. Det oppnås med den relativt enkle OLS-regresjonen størst hedgingeffektivitet i alle analyseperioder. Med ukentlige data oppnås en hedgingeffektivitet på 36,97-38,63 %, avhengig av analyseperioden.

Noe overraskende observeres det at de enkle modellene presterer på høyde med de mer kompliserte modellene, og at forskjellene er marginale. Spesielt interessant er det at naïv hedge presterer bedre enn både VAR og VECM i to av analyseperiodene. Dette indikerer at det ikke nødvendigvis er hensiktsmessig å benytte kompliserte modeller for å estimere optimal hedgerate i markedet.

I alle modellene oppleves enkelte brudd på modellenes forutsetninger. I denne sammenhengen ser VAR-modellen ut til å prestere best, da vi her stort sett kun bryter forutsetningen om normalfordeling av residualene. Brudd på modellenes forutsetninger indikerer at det er sannsynlig at det eksisterer sammenhenger i markedet, som de benyttede modellene ikke er i stand til å forklare. Estimeringene som er gjennomført kan dermed som følge av disse bruddene gi spuriøse resultater.

Ved ukentlige data observerer det at hedgingeffektiviteten er relativt stabil over de ulike analyseperiodene. Avhandlingens resultater er i midtre til øvre sjikt sammenlignet med andre studier av hedgingeffektivitet i råvaremarkeder. Basert på denne avhandlingens resultater konkluderer jeg med at Fish Pool ASAs futureskontrakter kan benyttes som et effektivt risikostyringsverktøy for aktører i det atlantiske laksemarkedet. Vi har derimot råvaremarkeder hvor futureskontrakter kan benyttes til å gi større risikoreduksjon enn hva vi observerer i det atlantiske laksemarkedet. Dette indikerer at det eksisterer forbedringspotensial.

Det atlantiske laksemarkedet er et marked i sterk vekst, og vil trolig utgjøre en større og større andel av norsk eksport i fremtiden. Det vil bli interessant å se hvordan futuresmarkedet utvikler seg i takt med veksten i næringen.

12 Forslag til videre arbeid

I denne oppgave er det gjort flere valg og begrensinger med formål å begrense omfanget av oppgaven. Her er det mulig å arbeide videre for å gi bedre forståelse av hedgingeffektiviteten i markedet.

I denne oppgaven er det kun benyttet statiske modeller for å utrede den optimale hedgeraten. Det vil kunne være av interesse å se om dynamiske modeller kan gi økt hedgingeffektivitet sammenlignet med det som er observert i denne oppgaven. Det vil også kunne være av interesse å se hvilken effekt det vil ha å benytte andre metoder for å bytte kontrakter når en konstruerer tidsserien for futures. Også når kontrakten byttes kan ha en effekt som ikke er studert i denne avhandlingen.

Det er også mulig å endre på forutsetningene slik at analysene er fokusert på enkeltaktører. Fremfor å studere FPI opp mot futuresprisen må en da utlede egen spotpris for aktøren som studeres. Dette kan eksempelvis gjøres ved å endre på de vektene som benyttes i FPI slik at den gir en mer korrekt gjenspeiling av aktørens egentlige spotpris. Videre må det tas hensyn til forventet spotutsatt volum av laks, slik at hedgeratene kan konverteres til volumer. Slik kan sammenhengen mellom egen spotpris og spotutsatt volum implementeres i modellene. Man kan også velge å sammenligne hedgingeffektiviteten opp mot avkastningen. Det er også mulig å ta hensyn til konkrete transaksjonskostnader knyttet til hedgen. Utfordringen ved å forsøke seg på studier av konkrete aktører er at aktørenes hedgingstrategier ser ut til å bli behandlet som konkurransesensitiv informasjon. Innsamling av data kan således være svært utfordrende.

Et annet aspekt som ikke er studert i denne oppgaven er sesongtrender i tidsseriene. Laks har både sesongvarierende tilbud og etterspørsel. Det hadde vært interessant å studere om en kunne utnyttet denne informasjonen i form av økt hedgingeffektivitet, dersom sesongtrendene ble innarbeidet i modellene.

Litteraturliste

- Aandal, P. T. og Stabell, B. (2015). Selger laksen seg selv? Tilgjengelig fra: <http://blogg.seafood.no/2015/05/selger-laksen-seg-selv/> [Lest 10. august 2015]
- Akaike, H. (1974) A New Look at the Statistical Model Identification, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 19(6), s. 716-723.
- Aulton, A. J., Ennew, C. T. og Rayner, A. J. (1997). Efficiency tests of futures markets for UK agricultural commodities, Journal of Agricultural Economics, Vol. 48(1-3), s. 408-424.
- Benet, B. A. (1992). Hedge Period Length and Ex-Ante Futures Hedging Effectiveness: The Case of Foreign-Exchange Risk Cross Hedges, Journal of Futures Markets, Vol. 12, s. 163-175.
- Brooks, C. (2008). Introductory Econometrics for Finance, Fjerde utgave, Cambridge University Press.
- Brown, S. L. (1985). A reformulation of the portfolio model of hedging, American Journal of Agricultural Economics, 67 (3), s. 508-512.
- Casillo, A. (2004). Model Specification for the Estimation of the Optimal Hedge Ratio with Stock Index Futures: an Application to the Italian Derivatives Market, University of Birmingham and Associazione.
- Choudhry, T. (2009). Short-run deviations and time-varying hedge ratios: Evidence from agricultural futures markets. International Review of Financial Analysis, Vol. 18(1), s. 58-65.
- Cook, R. J., Zeng, L. og Yi, G. Y. (2004). Marginal analysis of incomplete Longitudinal Binary Data: a cautionary note on LOCF imputation, Biometrics, Vol. 60(3), s. 820-828.
- Dougherty, C. (2011). Introduction to Econometrics, Fjerde utgave, Oxford University Press.
- Ederington, L. H. (1979). The Hedging Performances of the New Futures Markets, Journal of Finance, Vol. 34(1), s. 157-170.
- Fish Pool. (2015). Fish Pool ABC. Tilgjengelig fra: <http://fishpool.eu/wp-content/uploads/2014/08/Intor-ENG.pdf> [Lest 6. august 2015]
- Fuller, W. A. (1976) Introduction to Statistical Time Series, Wiley.
- Geman, H. (2009). Commodities and commodity derivatives: modeling and pricing for agriculturals, metals and energy, Wiley.
- Granger, C. W. J. og Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics, Journal of Econometrics, Vol. 2(2): s. 111-120.
- Hannan, E. J. og Quinn, B. G. (1979). The Determination of the Order of an Autoregression, Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), Vol. 41(2), s. 190-195
- Harris, R. D. og Shen, J. (2003). Robust estimation of the optimal hedge ratio. Journal of Futures Markets, Vol. 23(8), s. 799-816.
- Holmes, P. (1995). Ex ante hedge ratios and the hedging effectiveness of the FTSE-100 stock index futures contract. Applied Economics Letters, Vol. 2(3), s. 56-59.
- Hou, V. L. (1997). Derivatives and dialectics: The evolution of the Chinese futures market, NYUL Rev. 72, s. 175.
- Hull, J. (2009). Options, Futures and other Derivatives, Pearson Education.

- Johansen, S. and Juselius, K. (1990) Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration with Applications to the Demand for Money, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 52(2), s. 169-210.
- Johansen, S. (1996). Likelihood-based inference in cointegrated vector autoregressive models, Andre utgave, Oxford University Press.
- Johnson, L. L. (1960). The Theory of Hedging and Speculation in Commodity Futures, *Review of Economic Studies*, Vol. 27, s. 139-151.
- Kavussanos, M. G. og Nomikos, N. K. (2000). Hedging in the Freight Futures Market. *The Journal of Derivatives*, Vol. 8(1), s. 41-58.
- Keynes, J. M. (1930). *A Treatise on Money: The Pure Theory of Money and The Applied Theory of Money*.
- Kroner, K. F. og Sultan, J. (1993). Time varying distributions and dynamic hedging with foreign currency futures. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. Vol. 28(4).
- Laws, J. og Thompson, J. (2005). Hedging effectiveness of stock index futures. *European Journal of Operational Research*, Vol. 163(1), s. 177-191.
- Levy, H. og Duchin, R. (2004). Asset Return Distributions and the Investment Horizon. *The Journal of Portfolio Management*, Vol. 30(3), s. 47-62.
- Levy, H., og Post, T. (2005). *Investments*, Prentice Hall.
- Lypny, G. og Powalla, M. (1998). The hedging effectiveness of DAX futures. *The European Journal of Finance*, Vol. 4(4), s. 345-355.
- Malliaris, A. G. og Urrutia, J. L. (1991). The Impact of the Lengths of Estimation Periods and Hedging Horizons on the Effectiveness of a Hedge: Evidence from Foreign Currency, *Journal of Futures Markets*, Vol. 3, s. 271-289.
- Marine Harvest. (2012). *Salmon Farming Industry Handbook 2012*. Tilgjengelig fra: http://www.cfwp.be/uploads/contenu/2012%20Salmon%20Handbook%2018.juli_hy%20tl.pdf [Lest 6. august 2015]
- Marine Harvest. (2015). *Salmon Farming Industry Handbook 2015*. Tilgjengelig fra: <http://www.marineharvest.com/globalassets/investors/handbook/2015-salmon-industry-handbook.pdf> [Lest 6. august 2015]
- Martikainen, T. og Puttonen, V. (1996). Sequential information arrival in the Finnish stock index derivatives markets. *The European Journal of Finance*, Vol. 2(2), s. 207-217.
- Masteika, S., Rutkauskas, A.V. og Alexander, J. A. (2012). Continuous futures data series for back testing and technical analysis, *IPEDR* vol. 29.
- Norges sjømatråd. (2015). *Norsk eksport av sjømat i 2014*. Tilgjengelig fra: http://www.seafood.no/content/download/146238/1536528/file/%C3%85rstallspresentasjon_2014%20pdf.pdf [Lest 7. august 2015]
- Norsk Bransjestandard for Fisk. (1999). NBS 10-01. Standard - Quality grading of farmed salmon. Tilgjengelig fra: http://yousyokuburi.com/pdf/Quality_grading_of_farmed_salmon.pdf [Lest 16. august 2015]

Osterwald-Lenum, M. (1992). A Note with Quantiles of the Asymptotic Distribution of the ML Cointegration Rank Test Statistics, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol. 54(3), s. 461-72.

Schwarz, G. (1978) Estimating the Dimension of a Model, Annals of Statistics, Vol. 6(2), s. 461-464.

Skarstein, I. D. (2015). Hva skjer når Russland ikke har norsk laks? Tilgjengelig fra: <http://blogg.seafood.no/2015/01/hva-skjer-nar-russland-ikke-har-norsk-laks/> [Lest: 10. august 2015]

Stock, J. H. og Watson, M. W. (1993). A Simple Estimator of Cointegrating Vectors in Higher Order Integrated Systems, Econometrica, Vol. 61(4), s. 783-820.

Studenmund, A. H. (2005). Using Econometrics: A Practical Guide, Femte utgave, Pearson Education.

Verbeek, M. (2004). A Guide to Modern Econometrics, Andre utgave, Wiley.

Working, H. (1953). Futures trading and hedging, The American Review, 43 (3), s. 314-343.

Wu, L. (2010). Mixed Effects Models for Complex Data, Første utgave, Chapman & Hall/CRC.

Yang, W. og Allen, D. E. (2001). M-GARCH Hedge Ratios and Hedging Effectiveness in Australian Futures Markets, School of Finance and Business Economics, Edith Cowan University.

Yang, J. og Awokuse, T. O (2003).

Vedlegg 1: Effekt av korrigering for outliers

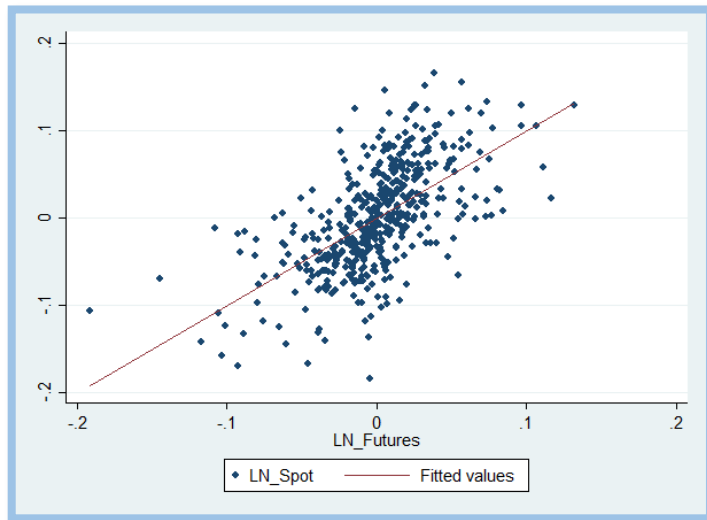
I kapittel 8.3 korrigerte vi for outliers hvor én ekstrem observasjon ble korrigert i henhold til LVCF. Det er av interesse hvilken effekt dette har for resultatet i oppgaven. Her vil vi benytte OLS-regresjonen til å se, alt annet likt, hvor stor effekt dette har på hedgingeffektiviteten.

Resultatet av denne enkle analysen er presentert i tabell V.1. For weekly ser vi at korrigeringen fører til en økt hedgingeffektivitet på 3,55-4,69 %, avhengig av analyseperioden. For biweekly er effekten som forventet mindre, og vi har en økning på 1,04-1,92 % avhengig av analyseperioden. Korrigeringen for outliers har naturligvis ingen effekt på out-of-sample da den ekstreme observasjonen som er korrigert ikke befinner seg i denne analysperioden.

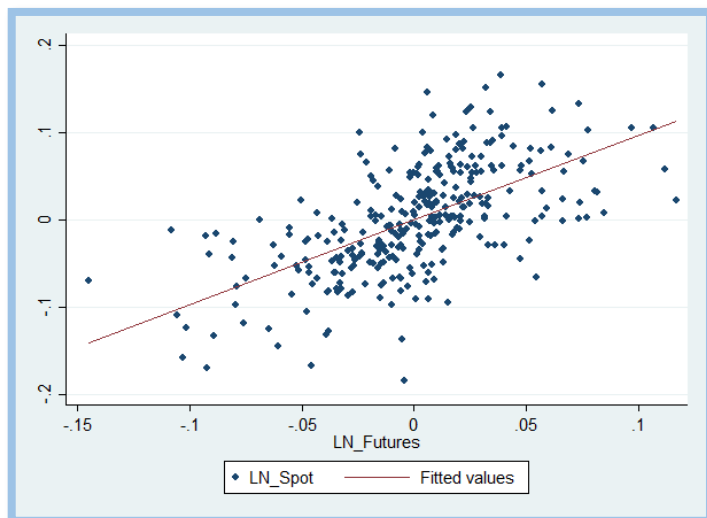
HE	Weekly			Biweekly		
	Full-Sample	In-Sample	Out-of-Sample	Full Sample	In-Sample	Out-of-Sample
OLS, unadjusted	33,81 %	32,28 %	38,63 %	59,30 %	66,69 %	43,41 %
OLS, adjusted	37,36 %	36,97 %	38,63 %	60,34 %	68,60 %	43,41 %
Increase	3,55 %	4,69 %	0,00 %	1,04 %	1,92 %	0,00 %

Tabell V.1 - Sammenligning av HE med og uten korrigering for outliers, alt annet likt.

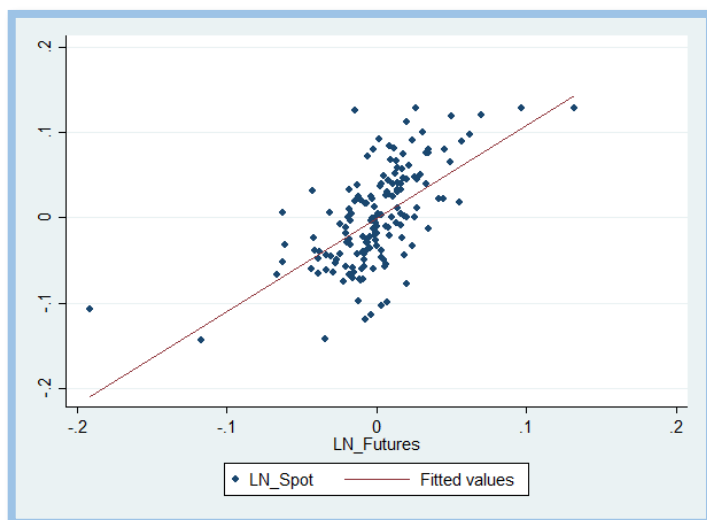
Vedlegg 2: OLS-regresjoner



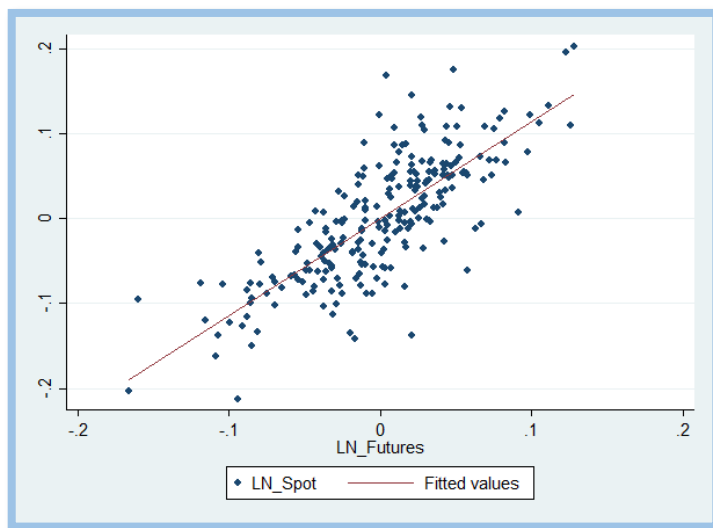
Figur V2.1 - Regresjon, Weekly Full-Sample.



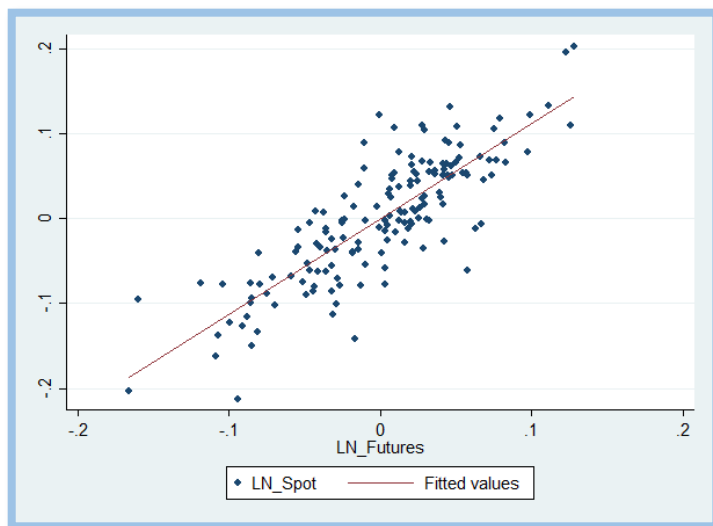
Figur V2.2 - Regresjon, Weekly In-Sample.



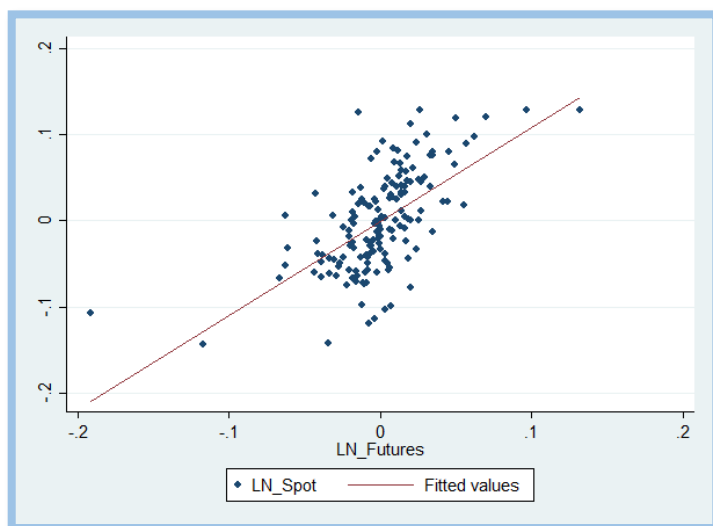
Figur V2.3 - Regresjon, Weekly Out-of-Sample.



Figur V2.4 - Regresjon, Biweekly Full-Sample.



Figur V2.5 - Regresjon, Biweekly In-Sample.



Figur V2.6 - Regresjon, Biweekly Out-of-Sample.