

Effekten av diversifisering i globaliserte markeder

av

Marcus Møller-Eriksen og Liviu Bogdan Chirita

Emnekode: BE305E

Forord

Denne oppgaven er skrevet som en del av det toårige masterprogrammet innenfor økonomi og administrasjon, med spesialisering innen finansiering og investering på HHB. Gjennom vår litteraturgjennomgang har vi ikke klart å finne noen tidligere norske studier eller masteroppgaver som belyser problemstillingen vi har valgt. På bakgrunn av dette ønsker vi derfor å bidra med denne studien.

Vi ønsker først og fremst å takke vår veileder Frode Sættem for god veiledning og mange nyttige innspill under arbeidet med masteroppgaven. Videre ønsker vi å takke Svein Oskar Lauvsnes for mange nyttige innspill, konstruktive kommentarer og tips til vår masteroppgave.

Abstract

Previous empirical literature has documented many benefits through international diversification. Among other things, investment risk can be reduced through international diversification because of low correlation between international financial markets. The study of Levy and Sarnat (1970) shows how the correlation between industrialized and developing countries allows for a significant risk reduction. Recent research however, shows a reduction in the benefit of diversifying, which is partly due to an increasing correlation between international financial markets. According to Bodie et al. (2008) the correlation between American and European share prices has risen from 0.4 in the mid 1990's to 0.8 in 2000. In this paper we want to investigate whether international diversification is profitable and effective for a Norwegian investor. The indices we are testing OBX up against are NYSE, Dow Jones, FTSE 100, Nikkei and DAX.

To investigate whether international diversification is profitable, we will use Johansen's test for cointegration. We have divided the sample period into three different periods in order to draw conclusions about the cointegration over both a period characterized by bull and a period characterized by bear. It will help us to draw conclusions about the diversification potential over a bear period and a bull period. Much previous literature has concluded that the diversification potential is significantly reduced when markets around the world is in a recession. This is undesirable, because it's when markets are in a recession, diversification benefits are needed the most. We shall therefore investigate whether this is also the case for a Norwegian investor with Oslo Stock Exchange as home market.

We argue that it is only profitable for a Norwegian investor to invest abroad if the markets abroad do not cointegrate with OBX or among themselves. The results from the pairwise cointegration tests during the recession from 2000 until 2003, tells us that OBX cointegrates with Nikkei, Dow Jones and NYSE. The pairwise tests from the other periods showed no sign of cointegration. Also the volatility tests we have run underpin these results. The EGARCH tests concluded that there is higher correlation between the indices during the bear period. These results indicate that the diversification potential is reduced for a Norwegian investor who wants to diversify to these markets when the markets are in a recession.

Sammendrag

Tidligere empirisk litteratur har dokumentert mange fordeler gjennom internasjonal diversifisering. Blant annet så kan investeringsrisiko bli redusert gjennom internasjonal diversifisering på grunn av lav korrelasjon mellom internasjonale finansmarkeder. Studien til Levy og Sarnat (1970) viser hvordan korrelasjonen mellom industrialiserte land og utviklingsland gir mulighet for en signifikant risikoreduksjon. Nyere forskning derimot viser en reduksjon i fordelene ved å diversifisere internasjonalt, som skyldes blant annet en økende korrelasjon mellom internasjonale finansmarkeder. Ifølge Bodie et al. (2008) så har korrelasjonen mellom amerikanske og europeiske aksjepriser steget fra 0,4 på midten av 1990 tallet til 0,8 i 2000. I denne oppgaven ønsker vi derfor å undersøke om internasjonal diversifisering er lønnsomt og effektivt for en norsk investor. De indeksene vi skal teste OBX opp imot er NYSE, Dow Jones, FTSE 100, Nikkei og DAX.

For å undersøke om internasjonal diversifisering er lønnsomt skal vi bruke Johansen's kointegrasjonstest. Vi har delt analyseperioden inn i tre ulike perioder for å kunne trekke konklusjoner om kointegrasjonen over både en periode kjennetegnet ved bull og en periode kjennetegnet ved bear. Det vil gi oss grunnlag til å trekke konklusjoner om diversifiseringspotensialet over en nedgangs og en oppgangsperiode. Mye tidligere litteratur har konkludert med at diversifiseringspotensialet reduseres betraktelig når markeder verden rundt er kjennetegnet ved bear. Dette er uønskelig med tanke på at det er når markedene er i en nedgangsperiode, behovet for diversifiseringsfordeler er som størst. Vi skal derfor undersøke om dette er tilfellet også for en norsk investor som har Oslo børs som hjemmemarked.

Vi argumenterer for at det bare er lønnsomt for en norsk investor å investere internasjonalt hvis markedene som det investeres i, ikke kointegrerer med OBX eller seg imellom. De parvise kointegrasjonstestene under nedgangsperioden vi har analysert viser kointegrasjonsforhold mellom OBX og Nikkei, OBX og Dow Jones samt OBX og NYSE. De parvise kointegrasjonstestene over de andre periodene viste ingen tegn til kointegrasjon. Også volatilitetstestene vi har kjørt underbygger disse resultatene. EGARCH testene konkluderte med at det er høyere korrelasjon mellom indeksene under bear perioden. Disse resultatene indikerer at diversifiseringspotensialet reduseres for en norsk investor som ønsker å diversifisere til disse markedene når markedene er kjennetegnet ved bear.

Innhold

Forord	I
Abstract	II
Sammendrag	III
1. Introduksjon	1
2. Litteraturlanalyse	3
2.1 Moderne Porteføljeteori	3
2.2 Risikofaktorer ved internasjonal investering.....	5
2.2.1 Valutakursrisiko	6
2.2.2 Systematisk risiko ved internasjonal eksponering	8
2.2.3 Landsspesifikk risiko	10
2.2.4 Globalisering.....	10
2.2.5 Risiko knyttet til Korrelasjon	11
2.3 Historisk avkastning.....	12
2.4 Internasjonale Overføringsmekanismer.....	13
2.4.1 Studier av kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter	13
2.4.2 Studier av ARCH og GARCH	14
2.4.3 Studier av Kointegrasjonsteknikker.....	16
2.5 Internasjonale smitteeffekter	17
2.6 Underliggende faktorer	19
2.7 Sammendrag	20
3. Teori og metodevalg.....	21
3.1 Metode	21
3.2 Justert Dickey-Fuller test for enhetsrøtter	24
3.2.1 Egenskaper til finansielle tidsserievariabler	26
3.3 Feilkorreksjonsmodell	30
3.3.1 Engle-Granger metoden	31
3.3.2 Johansen's kointegrasjonstest.....	32
3.3.3 Langtidsprediksjon	34
3.4 Modeller for volatilitet	35
3.4.1 Volatilitetsklynger.....	36
3.4.2 Leptokurtose	38
3.4.3 Vekslingsmodeller og giringseffekten	39
3.4.4 Estimering av ARCH og GARCH.....	40

3.4.5 GARCH modeller	40
3.5 Residualtester	42
3.5.1 Test for autokorrelasjon	42
3.5.2 Test for normalitet	44
3.5.3 Test for heteroskedastisitet	45
3.6 Datagrunnlag	46
3.7 Sammendrag	49
4. Empiriske Resultater	50
4.1 Periode 1: januar 1987 til desember 2010	50
4.1.1 Residualtester	50
4.1.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 1	51
4.2 Periode 2: januar 1992 til desember 1997	53
4.2.1 Residualtester	53
4.2.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 2	55
4.3 Periode 3: januar 2000 til desember 2003	56
4.3.1 Residualtester	56
4.3.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 3	57
4.4 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 1: januar 1987 til desember 2010	57
4.4.1 Residualtester	57
4.4.2 Multivariate Johansen kointegrasjonstest for periode 1	58
4.5 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 2: januar 1992 til desember 1997	58
4.5.1 Residualtester	59
4.5.2 Multivariate kointegrasjonstest for periode 2	60
4.5.3 VECM og restriksjonstesting av α og β mellom NYSE, Nikkei, FTSE 100, Dow Jones og DAX	61
4.6 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 3: januar 2000 til desember 2003	64
4.6.1 Residualtester	64
4.6.2 Parvis kointegrasjonstest for periode 3	65
4.7 Testresultater GARCH	65
4.7.1 ARCH-LM	65
4.7.2 Krysskorrelasjon	66
4.7.3 Krysskorrelasjon av EGARCH residualer	67
4.7.4 Nyhetseffektkurve	67
4.7.5 Residualtester for EGARCH	68

4.7.6 OBX	69
4.7.7 Oppsummeringstabeller for EGARCH residualer til DAX, FTSE 100, DOW, NYSE og Nikkei .	71
4.7.8 Volatilitet	73
4.7.9 Betinget standardavvik og varians	75
5. Diskusjon og konklusjon	78
6. Litteraturliste	81
Appendiks 1: Augmented Dickey-Fuller test for enhetsrøtter. 6 aksjeindekser i nivå.....	88
Appendiks 2: ADF test for enhetsrøtter. 6 aksjeindekser I førstedifferansen	90
Appendiks 3: Lagrange Multiplier test for autokorrelasjon	92
Appendiks 4: Jarque – Bera test for normalitet (Doornik-Hansen).....	94
Appendiks 5: Whites’s test for heteroskedastisitet	102
Appendiks 6: Johansen’s Trase test for kointegrasjon	108
Appendiks 7: Restriksjonstesting på β og α	112
Appendiks 8: ARCH LM test fra de naturlige tallseriene	118
Appendiks 9: Krysskorrelasjon	119
Appendiks 10: Residualtester for EGARCH. ARCH-LM tester	120
Appendiks 11: Korrelogram til standardiserte residualer	121
Appendiks 12: Korrelogram av kvadrerte standardiserte residualer	122
Appendiks 13: Jarque-Bera test for normalitet.....	123
Appendiks 14: EGARCH testresultater	124
Appendiks 14: Volatilitetsgrafer.....	130
Appendiks 15: Betinget standardavvik.....	131
Appendiks 16: Betinget varians.....	132

Figurliste

Figur 2.1: Effektivitetsfrontslinjen	4
Figur 3.1: Volatilitetsdiagram OBX	36
Figur 3.2: Leptokurtosefordeling sammenlignet med normalfordeling.....	38
Figur 3.3: Nyhetseffektkurve	42
Figur 3.4: Prisindeks for OBX, FTSE 100, NYSE, Dow Jones, DAX og Nikkei.....	47
Figur 4.1: Nyhetseffektkurve OBX	67

Tabelliste

Tabell 3.1: Oppsummeringsstatistikk for alle børsindeksene	48
Tabell 4.1: Kointegrasjonstester periode 1: parvis test 5% kritisk verdi	52
Tabell 4.2: Kointegrasjonstester periode 2: parvis test 5% kritisk verdi	55
Tabell 4.3: Kointegrasjonstester periode 3: parvis test 5% kritisk verdi	57
Tabell 4.4: kointegrasjonstest periode 1: multivariate test 5% kritisk verdi.....	58
Tabell 4.5: Kointegrasjonstest periode 2: multivariate test 5% kritisk verdi	60
Tabell 4.6: Test for eksklusjon av hver aksjeindeks fra kointegrasjonsvektoren (π)	62
Tabell 4.7: Test for variabler som er svakt eksogene	63
Tabell 4.8: Kointegrasjonstest periode 3: parvis test 5% kritisk verdi	65
Tabell 4.9: ARCH-LM test.....	66
Tabell 4.10: Korrelogram av standardiserte residualer til OBX.....	69
Tabell 4.11: Oppsummeringstabell av korrelogram til standardiserte residualer	71
Tabell 4.12: Oppsummeringstabell av korrelogram til kvadrerte standardiserte residualer.....	72
Tabell 4.13: ARCH-LM	72
Tabell 4.14: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 1998 til 2010	76
Tabell 4.15: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 1994 til 1996	76
Tabell 4.16: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 2008 til 2010	76

1. Introduksjon

I denne oppgaven ønsker vi å undersøke om det er diversifiseringsgevinster å hente for en norsk investor som ønsker å diversifisere til indeksene NYSE, Dow Jones, FTSE 100, Nikkei og DAX. Vi ønsker også å undersøke om diversifiseringspotensialet reduseres når markedene er kjennetegnet ved nedgang, slik som mange tidligere studier har konkludert med.

Problemstillingen vi tar for oss er:

Er internasjonal diversifisering fordelaktig for en norsk investor? Og vil diversifiseringspotensialet reduseres ved bear markeder?

Med bakgrunn i problemstillingen fant vi det naturlig å dele oppgaven i følgende deler:

- Litteraturanalyse
- Teori og metodevalg
- Empiriske resultater

I første del av oppgaven gjennomgår vi teorien om moderne porteføljeteori med fokus på risikoreduksjon til en gitt avkastning, eller maksimert avkastning til gitt risiko. Videre vil vi se på hovedrisikofaktorene ved det å investere internasjonalt, blant annet valutakursrisiko og landsspesifikk risiko. Den totale investeringsrisikoen som oppstår ved å investere internasjonalt består av volatiliteten til den lokale markedsavkastningen, volatiliteten til valutakursendringer samt volatiliteten som oppstår i samspillet mellom den lokale markedsavkastningen og valutakursendringer. Ifølge Markowitz (1952) vil en valutaeksponering i en porteføljekontekst ikke nødvendigvis føre til høyere risiko. Tvert imot kan en utenlandsk valutaeksponering bidra til risikoreduksjon både i form av total og usystematisk risiko. Videre vil vi se på internasjonale overføringsmekanismer, hvor vi skal drøfte tidligere studier innenfor temaet å se hva disse sier oss. Vi skal også se på de vanligste metodene som har blitt brukt til å utføre disse studiene samt analysere fordeler og ulemper med hver av disse. De mest brukte metodene som vi skal se nærmere på er kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter, ARCH og GARCH samt kointegrasjonsteknikker.

I teori og metodevalg delen kommer vi inn på teorien bak testene vi har kjørt. Det første vi tar opp er teorien bak den justerte Dickey-Fuller testen, som er en utvidelse av den vanlige Dickey-Fuller testen. Videre skal drøfte egenskaper ved finansielle tidsserievariabler. Her vil

vi ta opp ulike temaer rundt stasjonære variabler, som blant annet krav til stasjonæritet, hvorfor det er viktig med en undersøkelse angående stasjonæritet, samt ulike typer av ikke-stasjonære prosesser. Videre blir feilkorreksjonsmodellen drøftet, ettersom vi vil bruke denne modellen til å beskrive forholdet mellom variabler som kointegrerer. Vi vil også drøfte to ulike metoder for å teste for kointegrasjon: Engle-Granger og Johansen's metode. Johansen metoden er den som vil bli brukt videre i våre kointegrasjonstester. Derfor vil teorien bak denne testen bli vektlagt. Vi vil også drøfte ulempene ved Engle-Granger metoden som førte til at metodevalget havnet på Johansen sin test for kointegrasjon. Til slutt skal vi se på ulike volatilitetsmodeller, hvor de mest populære er ARCH og GARCH modeller. Deretter skal vi se på volatilitetsklynger og hva som forårsaker disse. Avslutningsvis i kapittelet skal vi se på vekslingsmodeller og giringsseffekt samt estimering av ARCH/ GARCH modeller. Vi vil ta opp fordeler og ulemper med disse modellene samt deres teoretiske oppbygging og krav til residualer.

Til slutt i kapittelet empiriske resultater kommer våre kointegrasjon og volatilitetstester. Det første vi kommer inn på er de parvise Johansen kointegrasjonstestene. Disse parvise kointegrasjonstestene vil fortelle oss om det er lønnsomt for en norsk investor å diversifisere til de øvrige markedene over de tre tidsperiodene vi skal undersøke. For de markedene som ikke kointegrerer med OBX vil vi gå videre med en multivariate kointegrasjonstest mellom disse variablene for å undersøke om de viser noe tegn til kointegrasjon seg imellom. Dersom vi skulle finne tegn til kointegrasjon i de multivariate testene vil det være nødvendig å undersøke forholdet mellom disse variablene ved bruk av feilkorreksjonsmodellen, hvor vi bruker feilkorreksjonsmodellen til å teste for restriksjoner i alfa og beta. Til slutt i dette kapittelet vil vi komme inn på testene for EGARCH undersøkelsene våre samt korrelasjonstestene av EGARCH tallmaterialet. Sentralt her vil være eventuelt når og blant hvilke variabler volatilitetsklynger oppstår.

Den empiriske delen krever mye testing og utskrifter fra økonometriske programvarer. Vi har valgt ikke å inkludere alle disse utskriftene i appendiks, siden det ville tatt opp unødvendig stor plass. Mye av testutskriftene fra residualtestene til GARCH og EGARCH modellene er ikke inkludert i appendiks. Testutskriftene fra residualtestene og de parvise kointegrasjonstestene under periode 2 og 3 er heller ikke inkludert i appendiks Disse kan fås ved forespørsel til liviu-bogdan-chirita@hotmail.com eller marcusmollereriksen@gmail.com om ønskelig.

2. Litteraturanalyse

I dette kapitlet skal vi ta for oss tidligere litteratur innenfor temaet internasjonal diversifisering. Vi starter med porteføljeteori for så å bevege oss videre til risikofaktorer ved å investere internasjonalt. Videre ser vi på tidligere undersøkelser gjennomført med forskjellige metoder. Ulike Kointegrasjonstestteknikker, kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter samt ARCH og GARCH er de testmetodene som går igjen. Til slutt ser vi på internasjonale smitteeffekter og årsaker til at markedene har blitt mer integrert.

2.1 Moderne Porteføljeteori

Moderne porteføljeteori ble først utviklet av Harry Markowitz fra 1950 til 1970 hvor han blant annet ga ut boken Portfolio Selection i 1952. Den har i senere tid blitt videreutviklet av blant annet William Sharpe, som sammen med Markowitz har vunnet en Nobelspris i økonomi for arbeidet med denne teorien. Hovedmålet med teorien var å minimere risiko til en gitt avkastning. Måten å oppnå dette på er å sette sammen en veldiversifisert portefølje. Når du har oppnådd en veldiversifisert portefølje så tilsier denne teorien at usystematisk risiko forsvinner, og du har dermed oppnådd målet med lavere risiko (Markowitz, 1952).

Bakgrunnen for å bruke moderne porteføljeteori er å oppnå effektive porteføljer. For å få til dette, så må det investeres et optimalt beløp i aksjer, fond og eventuelt risikofrie statsobligasjoner. Dette gjøres for å finne den porteføljen som gir høyest avkastning for den risikoen som ønskes, eller finne den porteføljen som gir minst risiko for den avkastningen som ønskes. Ifølge Markowitz skal en porteføljeforvalter kun basere sitt porteføljevalg ut i fra forventet avkastning og standardavvik. Forventet avkastning kan ses på som fordelene med porteføljen, mens standardavviket ses på som et mål for risiko. Når alle porteføljer har blitt gjennomgått for deres potensielle fordeler og risiko, så kan en investor avgjøre hva som passer best etter hans/hennes risikopreferanse.

Variansen på en portefølje med N antall aktiva, er gitt ved:

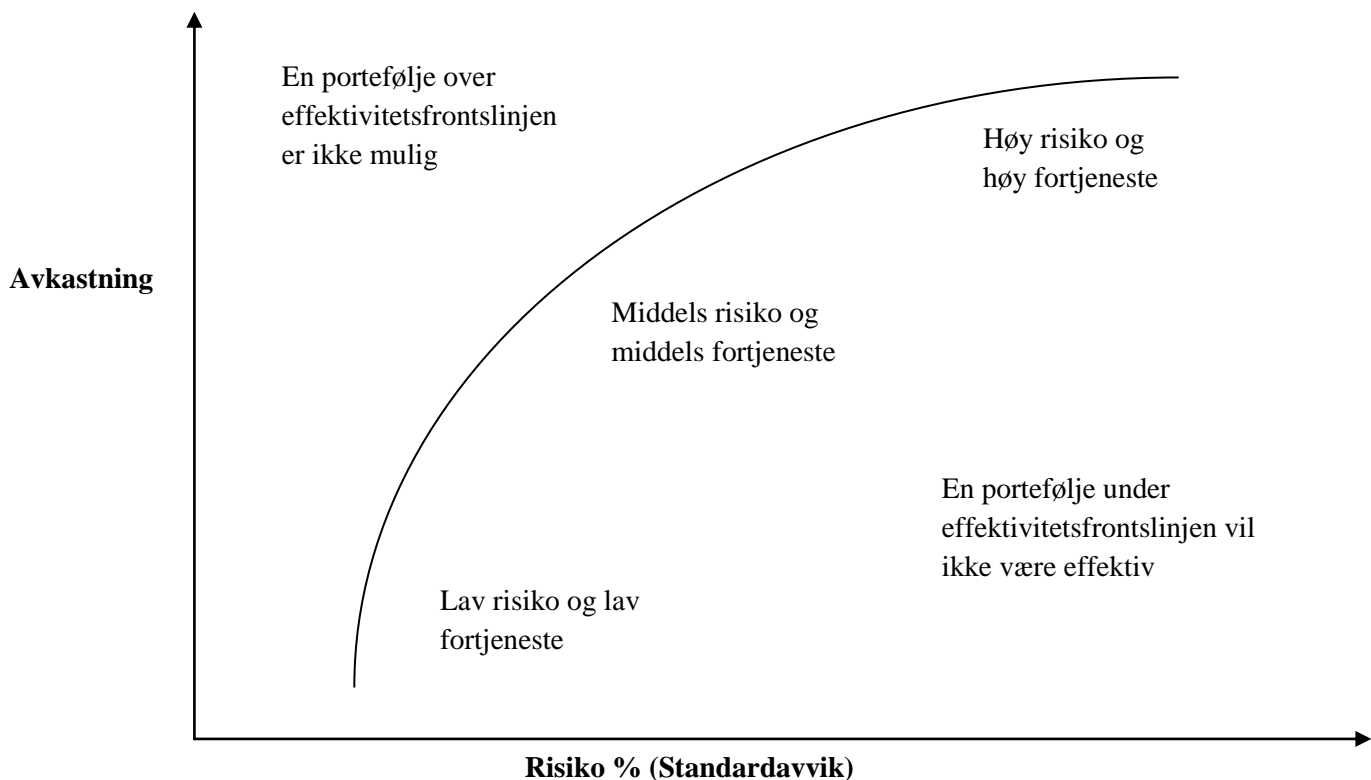
$$\sigma_p^2 = \frac{1}{N} \bar{\sigma}_j^2 + \frac{N-1}{N} \bar{\sigma}_{kj}$$

Hvor det første leddet er den gjennomsnittlige variansen til vært aktiva, og det andre leddet er den gjennomsnittlige kovariansen mellom aktivaene. Denne formelen viser oss at vi ikke kan kvitte oss med all variansen, selv om N antall aktiva skulle være uendelig høy, så sitter vi

allikevel igjen med kovariansen. I moderne porteføljeteori er variansen den risikoen vi sitter igjen med i porteføljen. Vi ser også at hvis vi bare investerer i et fåtall aktiva så vil risikoen være høyere enn om vi investerer i flere. Problemet i praksis med diversifisering er å vite hvor mange aktiva som trengs for å kunne kvitte seg med den usystematiske risikoen (Sharpe et al., 1999).

Utvikleren av effektivitetsfronten var Markowitz. Han forklarte den som en buet linje bestående av uendelig mange punkter, hvor hvert av punktene representerer en effektiv portefølje. En portefølje over effektivitetsfrontslinjen er umulig, og en portefølje under er ikke effektiv. Med andre ord så vil vi kunne få mindre risiko til samme avkastning av porteføljer på effektivitetsfrontslinjen, enn porteføljer under linjen, som vist i figur 1.

Figur 2.1: Effektivitetsfrontslinjen



En rasjonell investor vil bare velge en portefølje som befinner seg på effektivitetsfrontslinjen. Da vil han få den optimale porteføljen til den risikoen eller avkastningen han ønsker.

Uendelig mange effektive porteføljer gir oss også uendelig mange porteføljer som vi trenger å finne sammensetningen til. Markowitz kom frem med en metode for å løse dette problemet kjent som kritisk-linje metoden. Denne metoden tar i bruk en kvadratisk programmeringsalgoritme som finner hjørneporteføljer fra den forventede avkastningsvektoren og varians-kovarians matrisen. Hjørneporteføljene er porteføljer på effektivitetsfrontslinjen, som kombinert rett gir enda flere hjørneporteføljer. Når man har funnet mange nok hjørneporteføljer så kan man tegne opp effektivitetsfrontslinjen ved å trekke en linje gjennom alle hjørneporteføljene. Effektivitetsfrontslinjen er sentral i moderne porteføljeteorier. Fra et teoretisk synspunkt viser den på en enkel måte hvor mye en kan tjene på å diversifisere.

2.2 Risikofaktorer ved internasjonal investering

Muligheter ved internasjonal investering kommer ikke risikofritt eller uten kostnader til omfattende analyser. Risikofaktorer som er fremtredende ved internasjonal investering er valutakursrisiko og landsspesifikk risiko (Bodie et al., 2008).

Det er empirisk dokumentert mange fordeler gjennom internasjonal diversifisering. Blant annet, så kan investeringsrisiko bli redusert gjennom internasjonal diversifisering på grunn av lav korrelasjon mellom internasjonale finansmarkeder. Studien til Levy og Sarnat (1970) viser hvordan korrelasjonen mellom vestlige og utviklingsland tilbyr muligheten for en signifikant risikoreduksjon, mens studien til Solnik (1974) viste at det å kombinere aksjer fra USA og europeiske land genererte porteføljer som var halvparten så risikofylte som veldiversifiserte porteføljer kun fra det amerikanske markedet alene.

Nyere forskning på området viser derimot en reduksjon i fordelene ved å diversifisere internasjonalt på grunn av økende korrelasjon mellom internasjonale verdipapirmarkeder. En studie gjort av You og Daigler (2009) viser at fordelene ved internasjonal investering avhenger av hvilke børsindekser som blir sammenlignet samt hvilke faktorer som blir vurdert. Fordeler ved internasjonal investering vil også variere over tid på grunn av endringer i den betingede korrelasjonen. De betingede korrelasjonsresultatene fra studien viser at fordelene ved internasjonal diversifisering målt ved korrelasjon, varierer over tid. Den tidsvarierende korrelasjonen mellom USA og europeiske markeder viser en positiv trend over tid, som tyder på en reduksjon i fordelene ved diversifisering mellom USA og europeiske markeder. Faktorer

som ble analysert i studien for å drøfte fordelene ved internasjonal diversifisering var avkastning, standardavvik, skjevhet og kurtose. Dette viste at fordelene ved internasjonal diversifisering var veldig liten ved å diversifisere fra S&P 500 indeksen til hovedindekser på andre kontinenter. I motsatt tilfelle ved å holde en portefølje med utgangspunkt i en annen hovedindeks enn S&P 500, viste det seg å være lønnsomt. Det viktigste bidraget med studien var å vise at kun bruk av betinget korrelasjon mellom markeder for å evaluere fordeler ved internasjonal diversifisering er ufullstendig (You & Daigler, 2009).

2.2.1 Valutakursrisiko

Valutakursrisiko blir ofte betraktet som en hindring med tanke på å investere internasjonalt. Total investeringsrisiko er dekomponert inn i volatiliteten til den lokale markedsavkastningen, volatiliteten til valutakursendringer og volatiliteten som oppstår i samspillet mellom den lokale markedsavkastningen og valutakursendringer. Ifølge Markowitz (1952) vil valutaeksponering i en porteføljekontekst ikke nødvendigvis føre til høyere investeringsrisiko. I visse situasjoner kan utenlandsk valutaeksponering bidra til en risikoreduksjon både i form av total og usystematisk risiko. Tradisjonelle tilnærminger til sikring mot valutarisiko som for eksempel og trade i forward og futures markeder, låne ut eller låne i utenlandske pengemarkeder bør være evaluert ut fra et porteføljeperspektiv i stedet for et enkelt verdipapirs perspektiv.

Valutakursrisiko og behovet for valutastyring begynte å oppstå etter sammenbruddet av Bretton Woods systemet og ved slutten av US dollar/ gull standarden i 1973. Internasjonal investering inneholder valutakursrisiko siden det krever en valutaveksling ved begynnelsen, og ved slutten av investeringsperioden. Dersom man investerer i et utenlandsk marked kan avkastningen i Norske kroner fra investeringen i det utenlandske markedet bli uttrykt som:

$$R_{i, NOK} = R_i + E_i + R_i E_i \quad (2.1)$$

$R_{i, NOK}$ = utenlandsk markedsavkastning i Norske kroner

R_i = utenlandsk markedsavkastning i lokal valuta

E_i = vekslingskurs mellom Norske kroner og utenlandsk valuta

Investeringsrisikoen i form av variansen til Norske kroner, hvor avkastningen kan uttrykkes som:

$$VAR(R_i, NOK) = VAR(R_i) + VAR(E_i) + VAR(R_i E_i) + 2COV(R_i, E_i) + 2COV(R_i, R_i E_i) + 2COV(E_i, R_i E_i) \quad (2.2)$$

Hvor VAR(.) og COV(.), betegner variansen og kovariansen.

Fra ligning (2.2) ser vi at volatiliteten til avkastningen i Norske kroner er komponert av volatiliteten til den utenlandske valutaavkastningen (R_i) og volatiliteten til kursendringer (E_i) og volatiliteten til samspillet mellom R_i og E_i som er målt ved de 4 siste betingelsene. Av praktiske årsaker kan $R_i E_i$ i ligning (2.1) og (2.2) over fjernes siden dette leddet i ligningen er antatt å være så lite at det er ubetydelig. Eun og Resnick (1988) approksimerer ligning (2.1) og (2.2) til:

$$R_i, NOK = R_i + E_i \quad (2.3)$$

$$VAR(R_i, NOK) = VAR(R_i) + VAR(E_i) + 2COV(R_i, E_i) \quad (2.4)$$

I dette tilfellet er avkastningen i Norske kroner tilnærmet lik den utenlandske avkastningen pluss avkastningen ved veksling. Det følger da at volatiliteten til avkastningen i Norske kroner skyldes den utenlandske markedsvolatiliteten, vekslingskursvolatiliteten og kovariansen mellom den utenlandske markedsavkastningen og vekslingskursavkastningen. Dersom man har en portefølje som inneholder verdipapirer fra mer enn et utenlandsk marked blir avkastningen i Norske kroner og variansen til porteføljen som følger:

$$R_p, NOK = \sum W_i R_i, NOK \quad (2.5)$$

$$VAR(R_p, NOK) = \sum \sum W_i W_j COV(R_i, R_j) + \sum \sum W_i W_j COV(E_i, E_j) + 2 \sum \sum W_i W_j COV(R_i, E_j) \quad (2.6)$$

Dette viser at den samlede porteføljerisikoen avhenger av kovariansen mellom de utenlandske markedsavkastningene, kovariansen mellom kursendringer og kryss- kovariansene mellom de utenlandske markedsavkastningene og kursendringene.

Av ligning (2.4) og (2.6) kan vi se at valutakursrisiko påvirker den samlede investeringsrisikoen på tre måter: Dens egen volatilitet, interaksjonen mellom utenlandske markedsavkastninger og valutakursendringer, og interaksjonen mellom valutakursendringer i

tilfellet hvor det er mer enn et marked involvert. Man ser også at volatiliteten til endringer i valutakursene forårsaker ytterligere risiko siden variansen alltid er positiv. Virkningen på den samlede investeringsrisikoen ved samspillet mellom utenlandske markedsavkastninger og valutakursendringer er mindre åpenbare ettersom kovarians kan være enten positiv eller negativ. Ifølge Markowitz's enkle investeringsprinsipp, så kan total investeringsrisiko reduseres. Dette kan oppnås dersom korrelasjonen mellom utenlandske markedsavkastninger og valutakursendringer samt korrelasjonen til valutakursendringer seg imellom ikke er perfekt positivt korrelert (Markowitz, 1952). Valutarisikoen kan faktisk redusere porteføljerisikoen til et lavere risikonivå enn markedsrisikoen på hjemmemarkedet alene. Kovariansene mellom valutakursendringene og kryss kovariansene mellom de utenlandske markedsavkastningene og valutakursendringene må være negative gitt følgende betingelse:

Investering i et utenlandsk marked:

$$2COV(R_i, E_i) > VAR(E_i) \quad (2.7)$$

Investering i mer enn et utenlandsk marked:

$$\sum \sum_{ij} W_i W_j COV(E_i, E_j) + 2 \sum W_i W_j COV(R_i, E_j) > \sum W_i^2 VAR(E_i) \quad (2.8)$$

Dersom tilstand angitt i ligning (2.7) eller (2.8) er sann, så er utenlandsk valutaeksponering lønnsomt i forhold til risikoreduksjon. I tilfelle en investor investerer i et utenlandsk marked kombinert med hjemmemarkedet, så kan den samlede investeringsrisikoen bli redusert til null. Avkastningen på hjemmemarkedet og valutakursendringen må ha en perfekt negativ korrelasjon for at dette skal inntreffe.

2.2.2 Systematisk risiko ved internasjonal eksponering

En av de viktigste forutsetningene til CAPM er at investorer må belønnes for den risikoen de påtar seg. Prisen på et verdipapir må være slik at forventet avkastning utover den risikofrie renten er positiv, og en økende funksjon av risiko. Den avkastningen som investorer krever per enhet risiko er risikopremien. Nivået på risikoen blir målt ved betaen til et verdipapir eller flere verdipapirer samlet (portefølje). Den tradisjonelle CAPM formelen blir vist ved:

$$R_i = R_f + \beta_i(R_m - R_f) \quad (2.9)$$

Betakoeffisienten i ligningen måler sensitiviteten av avkastningen til et verdipapir sammenlignet med markedsavkastningen til markedsporteføljen. Statistisk, så kan beta koeffisienten bli uttrykt som følger:

$$\beta_i = \frac{COV(R_i, R_m)}{VAR(R_m)} \quad (2.10)$$

Om vi nå ser på investering i en internasjonal setting med utgangspunktet i en norsk investor så vil betakoeffisienten til NOK avkastning på et utenlandsk verdipapir, $\beta_{i,NOK}$, bli utvidet til:

$$\beta_{i,NOK} = COV(R_{i,NOK}, R_{m,NOK}) / VAR(R_{m,NOK}) \quad (2.11)$$

Følger vi den approksimerte definisjonen av NOK avkastningen som vist i ligning (2.3) igjen, så kan ligning (2.11) bli omskrevet til:

$$\beta_{i,NOK} = \frac{COV(R_i, R_{m,NOK})}{VAR(R_{m,NOK})} + \frac{COV(E_i, R_{m,NOK})}{VAR(R_{m,NOK})}$$

$$\beta_{i,NOK} = \beta_{Ri} + \beta_{Ei}$$

$\beta_{Ri} = \beta$ til den utenlandske markedsavkastning mot NOK markedsavkastning

$\beta_{Ei} = \beta$ av ith valutakursendring mot NOK markedsavkastning

Betakoeffisienten av en internasjonal portefølje for investeringer i n-markeder er lik:

$$\beta_{P,NOK} = \sum W_i \beta_{i,NOK} = \sum W_i (\beta_{Ri} + \beta_{Ei}) = \sum W_i \beta_{Ri} + \sum W_i \beta_{Ei}$$

Den samlede systematiske risikoen i en internasjonal sammenheng kan deles opp i følsomheten til utenlandske markedsavkastninger tilbake til NOK markedsavkastningen og sensitiviteten av kursendringer mot NOK (Ip, 1991).

2.2.3 Landsspesifikk risiko

I prinsippet så er sikkerhetsanalyse på makroøkonomi, industri og firmaspesifikt nivå temmelig likt i alle land. Slike analyser prøver å gi estimater av forventet avkastning og risiko tilhørende individuelle verdipapirer og porteføljer. Det å oppnå samme kvalitet på informasjon om verdipapirer i et utenlandsk marked er av naturlige årsaker vanskeligere, og som en følge av dette vil kostnaden også være høyere. Dessuten er risikoen for å komme med falsk eller villedende informasjon større. Det er også stor forskjell i risiko med tanke på hvilket land en ønsker å investere i. Hvis vi for eksempel sammenligner en norsk investor som ønsker å investere i Indonesia, med en indonesisk investor som ønsker å investere i Norge, så er det større risiko knyttet til den norske investorens investering i det indonesiske verdipapirmarkedet, enn det er for den indonesiske investorens investering i det norske verdipapirmarkedet. Dette skyldes at det er større åpenhet i det norske investeringsmiljøet enn det er i det indonesiske.

2.2.4 Globalisering

Individuelle aksjemarkeder over hele verden blir stadig drevet av globale faktorer i stedet for lokale faktorer. Tradisjonelt har investorer forsøkt å redusere risiko gjennom internasjonal diversifisering. Teorien gikk ut på at et tap i hjemmemarkedet ville bli veid opp for gjennom gevinst i et utenlandsk marked. Men, i de senere år har aksjemarkedene begynt å følge hverandre mer og mer. Ifølge Bodie et al. (2008), så har korrelasjonen mellom amerikanske og europeiske aksjepriser steget fra 0,4 på midten av 1990 tallet til 0,8 i 2000. Dette kan skyldes flere årsaker. En av årsakene er at opphuggingen av kontroll på kapital har økt handelen av aksjer over landegrenser, noe som har skapt et tilnærmet globalt marked for verdipapirer. En annen årsak er at det har blitt mer vanlig for store selskaper å være notert/ listet i mer enn et marked. En tredje årsak er økningen av fusjoner og oppkjøp utenfor landegrenser som medfører at en stor del av profitten til mange selskaper blir skapt utenfor hjemmemarkedet. Det må også nevnes at internett har gjort det lettere for investorer å få tak i informasjon om utenlandske selskaper. Så selskaper i samme industri, men i forskjellige markeder, blir nå verdsatt på et mer likt grunnlag (Bodie et al., 2008).

2.2.4.1 Risikorangering

Ettersom investeringer i utenlandske verdipapirmarkeder har økt og flere ressurser har blitt utnyttet, så har også kvaliteten på relaterte analyser blitt forbedret. En ledende organisasjon innenfor feltet er Political Risk Services Group. Denne organisasjonen publiserer to rapporter, Political Risk Services og International Country Risk Guide. International Country Risk Guide rangerer investeringsrisikoen i ulike land. Risikorangeringen er et veid gjennomsnitt av tre faktorer: politisk risiko, finansiell risiko og økonomisk risiko. Fra denne rangeringen oktober 2004, havnet USA på en 42 plass. Denne lave rangeringen av USA skyldes i hovedsak en relativt lav score på finansiell risiko. Den relativt lave scoren på finansiell risiko skyldes i hovedsak store statlige underskudd og underskudd på handelsbalansen, som har medført et betydelig press på dollarkursen.

2.2.5 Risiko knyttet til Korrelasjon

En internasjonal aksjeportefølje har evnen til å optimalisere effektivitetsfrontlinjen mer enn hva kun investeringer på et hjemmemarked kan oppnå. Internasjonale aksjeinvesteringer kan også redusere den systematiske risikoen til et lavere nivå enn hva aksjeinvesteringer på hjemmemarkedet alene kan oppnå. På grunn av strukturelle og sykliske forskjeller mellom ulike land, oppstår det fordeler i form av risikoreduksjon ved internasjonal diversifisering. Dette er blant annet vist av studien til Leon Li, (1999).

Muligheten for risikoreduksjon ved en internasjonal portefølje avhenger av en nøkkelvariabel: Korrelasjonen mellom internasjonale aksjemarkeder. En høyere korrelasjon er assosiert med potensial for lavere risikoreduksjon. Flere studier viser at internasjonale aksjemarkeder er mer korrelert med hverandre under bear markeder. En studie av Leon Li (1999) viser at i en situasjon der både USA og framvoksende økonomiske markeder opplever høy volatilitet samtidig, tyder på en høy korrelasjon mellom markedene, og da også den minst effektive tilstanden til å redusere risiko gjennom internasjonal diversifisering. Den mest effektive tilstanden for risikoreduksjon for en amerikansk investor viste seg å være når det amerikanske markedet har lav volatilitet, mens de andre markedene har høy volatilitet (Leon Li, 1999).

2.3 Historisk avkastning

Selv om det i flere studier har blitt konkludert med at det er stort gevinstpotensial gjennom internasjonal diversifisering, så varierer størrelsen på gevinsten betydelig. En av hovedårsakene til dette er at mange av studiene bruker historisk avkastning over forskjellige utvalgsperioder for å opprette effektive internasjonalt diversifiserte porteføljer, i stedet for å bruke fordelingen til fremtidig avkastning. Problemet med å bruke historisk avkastning og kovarians til å opprette effektive internasjonalt diversifiserte porteføljer, er at dersom for eksempel Japan hadde veldig høy historisk avkastning i estimeringsperioden, så ville japanske aksjer få en veldig høy vektning i porteføljen. Dette vil være tilfellet, selv om japanske aksjer gjorde det bra av ren tilfeldighet. Det er åpenbart at en internasjonalt diversifisert portefølje med unormalt høy andel plassert i japanske aksjer, på grunn av høy historisk avkastning vil utkonkurrere en nasjonal portefølje. Problemet er at det er en oppadgående skjevhet i de estimerte fordelene ved internasjonal diversifisering, ved å basere internasjonale porteføljer på historisk data i stedet for fordelingen av fremtidig avkastning. Denne skjevheten kan bekreftes, ved å se på internasjonalt diversifiserte porteføljer som er opprettet ved bruk av historisk avkastning i løpet av et gitt tidsintervall, og se hvordan disse presterer over et annet tidsintervall. Resultater av denne type tester tyder på at fordelene ved internasjonal diversifisering har vært overvurdert i mange studier.

I et forsøk på delvis å løse problemet med å bruke historiske avkastningstall, til å konstruere porteføljer for å bedømme gevinsten fra internasjonal diversifisering, brukte Philippe Jorion statistiske prosedyrer som "krymper" tidligere avkastning i ulike land mot gjennomsnittsavkastningen for alle markeder kombinert. Dette betyr for eksempel at hvis historisk avkastning for Japan har vært høy, vil en realistisk investor anta en forventet avkastning i Japan som er mindre enn historisk avkastning, og et sted mellom den historiske avkastningen til Japan og historisk gjennomsnittsavkastning for alle land kombinert. Resultatene fra studien til Jorion viser at gevinsten fra internasjonal diversifisering i tidligere studier har vært sterkt overdrevet. Hans konklusjoner støttes av det faktum at porteføljene han konstruerte utkonkurrerer porteføljer basert på ujustert historisk avkastning, når avkastningen deres er sammenlignet med data utenfor utvalgsperioden. Men allikevel så viser studien at det fortsatt er litt gevinst å hente gjennom internasjonal diversifisering (Levi, 2005).

2.4 Internasjonale Overføringsmekanismer

”Smitteeffekter er resultatet når entusiasmen for aksjer i et marked medfører entusiasme for aksjer i andre markeder, uavhengig av utviklingen i fundamentale markedsforhold”.

Aksjemarkeder av forskjellige størrelser, strukturer og geografisk beliggenheter kan vise til høy grad av kobevegelse etter et sjokk i et av markedene. Siden aksjemarkeder i ulike land er veldig forskjellige, foreslår den høye graden av bevegelse etter et sjokk at det eksisterer en mekanisme hvor et sjokk i et av markedene blir overført til de andre markedene. Den empiriske litteraturens testing av hvordan sjokk formeres og om kobevegelse som eksisterer er omfattende. Tre ulike metoder har som oftest blitt benyttet til å måle hvordan sjokk overføres mellom ulike markeder: kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter, ARCH og GARCH modeller og ulike kointegrasjonsteknikker. Mange av disse utredningene tester ikke eksplisitt for smitteeffekter, men de av de som tester for det konkluderer med smitteeffekter.

2.4.1 Studier av kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter

Den første metoden bruker kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter og er den mest rett fram måten å teste for smitteeffekter. Disse testene måler korrelasjonen i avkastningen mellom to markeder gjennom en stabil periode, og deretter tester for en signifikant økning i denne korrelasjonskoeffisienten etter et sjokk. Hvis korrelasjonskoeffisienten øker signifikant, gir det en indikasjon på at overføringsmekanismen mellom de to markedene har styrket seg etter sjokket og at smitteeffekter har inntruffet.

King og Wadhvani (1990) utførte i en test av økning i korrelasjonen mellom børsene i USA, England og Japan, hvor de konkluderte med at kryssmarkedskorrelasjonen økte signifikant etter børskraket i USA i 1987. King og Wadhvani sier det ikke er noe overraskende at aksjemarkeder verden over korrelerer. Enhver standard prisingsmodell, slik som den internasjonale CAPM modellen vil tillate for slik korrelasjon. De kom derfor frem til at det å bruke en ”Walrasian” likevekstmodell med fullt informerte investorer ikke egnet seg av to grunner. For det første var det vanskelig å komme opp med en troverdig historie som linker fundamentale forhold til børskraket i 1987. Hvilke fundamentale forhold kunne for eksempel forklare dagsfallet på 23 prosent på NYSE, som var det største under børskraket. Det ville også vært vanskelig å forestille seg at en slik forklaring er konsistent med en uniform nedgang i aksjepriser i de ulike markedene. For det andre så er korrelasjonskoeffisienten mellom ulike aksjemarkeder bemerkelsesverdig ustabil over tid. Artikkelen undersøker rasjonelle

forventninger på likevektsprisen og modellerer smitte mellom markeder som resultat av rasjonelle forsøk på å bruke imperfekt informasjon om hendelser relatert til aksjeverdiene. Siden investorer har ulik informasjonstilgang kan de dra verdifull nytte av informasjon om prisendringer i andre markeder. Selv om publiserte nyheter bør påvirke alle markeder samtidig, vil ikke dette være tilfellet siden ikke all informasjon eller evnen til å behandle den er offentlig.

Hovedårsaken med studien til King og Wadwhani (1990), var og utforske de empiriske implikasjonene av ideen om at en ikke fullt avslørende likevekt innebærer muligheten for smitteeffekter. Med utgangspunkt i uniformitet av børsfallet over verdens aksjemarkeder i løpet av oktober 1987, og til tross for store forskjeller i økonomiske utsikter og markedsmekanismer, antyder studien at når volatiliteten øker så øker også smitteeffektene. Lee og Kim (1993) utvidet denne analysen til 12 av de største markedene og fant ytterligere bevis på smitteeffekter. Gjennomsnittlig ukentlige kryssmarkedskorrelasjoner økte fra 0,23 før børskrakket til 0,39 etter krakket.

Hver av disse testene basert på kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter oppnår den samme generelle konklusjonen: At det var en statistisk signifikant økning i kryssmarkedskorrelasjonskoeffisienter i løpet av krakket, noe som også indikerer at smitteeffekter i alle testene har inntruffet.

2.4.2 Studier av ARCH og GARCH

Den andre metoden for å analysere smitteeffekter mellom ulike markeder er å benytte en ARCH eller GARCH fremgangsmåte for å estimere en varians-kovarians overføringsmekanisme mellom nasjoner.

Hamao et al. (1990) benytter denne prosedyren til å undersøke aksjemarkeder rundt børskrakket i USA i 1987, hvor de finner bevis på signifikant pris-volatilitets søl fra New York til London og Tokyo, og fra London til Tokyo. Edwards (1998) undersøkte sammenhengen mellom obligasjonsmarkeder etter den meksikanske peso krisen, hvor testen viser at det var signifikant søl fra Mexico til Argentina, men ikke fra Mexico til Chile. Begge disse utredningene sammen med de fleste andre studier basert på ARCH og GARCH modeller, viser at markedsvolatilitet overføres mellom land. På den annen side så tester de

ikke eksplisitt om denne overføringen endrer seg signifikant etter et relevant sjokk eller krise. Dette betyr at selv om disse studiene gir viktige bevis på at volatilitet overføres på tvers av markeder, så har de fleste ikke eksplisitt testet for smitteeffekter.

En studie av Longin og Solnik (2001) hvor de bruker ekstremverditeori for å studere avhengighetsstrukturen mellom internasjonale aksjemarkeder, går ut på at de eksplisitt modellerer den multivariate fordelingen av høy aksjeavkastning over en gitt terskel, for deretter å estimere korrelasjonen ved å øke terskelnivået gradvis. Under forutsetningen av multivariate normalitet med konstant korrelasjon, så burde korrelasjonen av høy aksjeavkastning over en gitt terskel asymptotisk nærme seg null når terskelnivået øker. Estimeringen er basert på 38 års månedlige data til de fem største aksjemarkedene (USA, England, Frankrike, Japan og Tyskland) viser det motsatte for høy negativ aksjeavkastning. Korrelasjonen til høy negativ aksjeavkastning konvergerer ikke mot null, men viser heller en tendens til å øke ved økt terskel nivå, og forkastingen av multivariate normalitet er statistisk meget signifikant. På den annen side så har korrelasjonen til høy positiv avkastning en tendens til å synke og konvergere mot null ved økt terskelnivå, og forutsetningen om multivariate normalitet kan ikke forkastes. Hovedkonklusjonen var derfor at korrelasjonen mellom disse fem aksjemarkedene øker ved bear markeder, men ikke ved bull markeder.

En attraktiv egenskap ved denne metoden er at den asymptotiske halefordelingen er karakterisert av svært få parametre, uavhengig av den faktiske fordelingen. Asymptotisk betinget korrelasjon bør være lik null for en stor andel avkastningsfordelinger. I studien blir det ikke anbefalt noen eksakt tidsvarierende fordeling som skal brukes, men resultatene fører til en avvisning av mange modeller, som vil være uforenlig med funnene fra denne studien. Dette er tilfellet ved en multivariate normalfordeling, og ved en multivariate GARCH med konstant korrelasjon. Simuleringer for slike modeller kalibrert til dataene viser at den betingede korrelasjonen går mot null ved ekstrem avkastning. Enda viktigere, Ang og Bekaert (1999) viser at en ganske generell asymmetrisk GARCH heller ikke kan reprodusere den asymmetriske korrelasjonen, som har blitt dokumentert av studien til Longin og Solnik (2001). Altså kan det virke som GARCH modeller virker dårlig egnet til å utlede implikasjoner for bear og bull markeder, som er konsistente med funnene til Longin og Solnik (2001).

2.4.3 Studier av Kointegrasjonsteknikker

En tredje metode som undersøker kryssmarkedsbindinger, tester for endringer i kointegrasjonsvektoren mellom markeder over en lang tidsperiode. Longin og Solnik (1995) undersøkte syv OECD nasjoner fra 1960 til 1990 og rapporterer at gjennomsnittlig korrelasjon på avkastningen i aksjemarkedet mellom USA og andre nasjoner steg med omtrent 0,36 over denne tidsperioden. Denne tilnærmingen er ingen spesiell test for smitteeffekter. Men på den annen side så kan kryssmarkedsrelasjoner over såpass lange perioder øke av en rekke årsaker. Som for eksempel bedre handelsintegrering eller høyere kapitalmobilitet. Videre, så kan denne teststrategien misse perioder med smitteeffekter når kryssmarkedsrelasjoner bare øker minimalt etter en krise (Forbes og Rigobon, 2002).

I studien til Longin og Solnik (1995) ble det konkludert med at den internasjonale kovarians – korrelasjonsmatrisen er ustabil over tid. En multivariate GARCH (1,1) modell med konstant betinget korrelasjon hjelper til med å fange opp noe av utviklingen i den betingede kovariansstrukturen. Markedsvolatiliteten endret seg noe i tidsrommet 1960-1990 hvor en GARCH modell ga innblikk i utviklingen til variansen. Testene av spesifikke avvik måtte derimot forkastes på bakgrunn av hypotesen om konstant betinget korrelasjon. En eksplisitt modell av betinget korrelasjon indikerer en økning i den internasjonale korrelasjonen mellom markeder over denne 30 års perioden. Studien konkluderte også med at korrelasjonen øker i perioder når den betingede volatiliteten i markedene er stor. Det er også gitt noen foreløpige bevis på at økonomiske variabler som utbytteavkastning og renter inneholder informasjon om fremtidig volatilitet og korrelasjon, som ikke finnes i historiske avkastningstall.

Nyere kointegrasjonsstudier av internasjonale aksjemarkeder har produsert forskjellige resultater. Flere studier rapporterer lite bevis på kointegrasjon mens andre rapporterer en rimelig høy grad av kointegrasjon. Studien til Allen og MacDonald (1995) rapporterte at bare 6 av 16 internasjonale aksjemarkeder kointegrerte med det australske aksjemarkedet. Studien til Kwan et al. (1995) rapporterte at kointegrasjon eksisterte i kun 8 av 36 mulige kombinasjoner. Bekaert og Urias (1996) rapporterte at engelske fond i utviklingsmarkeder tilbyr statistisk signifikant diversifiseringsgevinst sammenlignet med amerikanske fond. Richards (1995) utforsket 16 forskjellige internasjonale indekser, og observerte en relativt lav korrelasjon over en kort tidsperiode og en høyere korrelasjon over en lengre tidsperiode. Noe som tyder på at aksjepriser vender tilbake mot gjennomsnittsprisen over en lengre tid. Og som tyder på kointegrasjon over en lengre tidsperiode.

2.5 Internasjonale smitteeffekter

Raymond Goldsmith definerer kriser slik:

“Sharp, brief, ultracyclical deterioration of all or most of a group of financial indicators – short term interest rates, asset (stock, real estate, land) prices, commercial insolvencies and failures of financial institutions” (Kindleberger, 2000).

De fleste finanskriser har en tendens til å være internasjonale, hvor krisen sprer seg parallelt mellom land samtidig, eller alternativt at det sprer seg fra opphavlandet til andre land. En av mange ulike typer linker mellom disse nasjonene er at arbitrasje knytter nasjonale markeder sammen. Implikasjonen av regelen om en pris, er at forskjellen i pris av identiske eller like produkter i forskjellige nasjoner, ikke kan overgå kostnadene ved transport og handelsbarrierer.

Verdipapirmarkeder verden rundt er linket sammen. Dette viser seg ved at priser på verdipapirer omsatt internasjonalt og som er tilgjengelig i flere markeder, må være bortimot identiske etter konvertering av priser i en valuta til tilsvarende i andre valutaer etter gjeldende valutakurser. Prisene på verdipapirer som er notert på flere ulike børser stiger og synker sammen. Dersom dette ikke hadde vært tilfellet ville det vært mulig for investorer å hente ut en arbitrasjegevinst. At varepriser som blir fastsatt på internasjonale markeder fluktuerer i takt fra land til land er selvsagt, men det har ofte blitt observert at også nasjonale markeder blir påvirket av hverandre. For eksempel har internasjonale aksjemarkeder historisk sett utviklet seg parallelt. Et fenomen man særlig har observert under finanskriser. Arbitrasjehandel i finans og varemarkeder, pengestrømmer, porteføljeplasseringer, rentebærende papirer og samkjørte markedsoperasjoner mellom de ulike sentralbankene kan virke konjunkturspredende. Høyere avkastning i et land vil kunne føre til optimisme i andre land. Ofte gjennom rene psykologiske kanaler. På samme måte vil da en krise i et land kunne føre til krise i et annet land.

I 1929 kollapset alle aksjemarkeder samtidig, og igjen i 1987 så falt nesten alle aksjemarkeder. Et unntak er ironisk nok var at Tokyo børsen i 1987, som på det tidspunktet virket som det mest overprisede markedet av alle ikke falt. Dette selv om lokale verdipapirmarkeder generelt ansås for å være mer integrert på 1980 og 1990 tallet enn i tidligere perioder. Aksjepriser på 1920 tallet var omtrent like sterkt korrelert som i senere tiår. På grunn av den sterke korrelasjonen mellom aksjeprisbevegelser i ulike markeder, så

opplevde mange investorer som forsøkte å redusere risiko gjennom internasjonal diversifisering, at risikoredueringen de oppnådde var mindre enn først antatt.

Ifølge Kindleberger og Aliber (2005) så vil små endringer i aksjepriser medføre en lav korrelasjon mellom aksjeprisbevegelser i ulike nasjonale markeder. En økning i aksjepris bevegelser vil medføre en høyere korrelasjon. Mønsteret til korrelasjonen mellom endringer i aksjepriser i forskjellige markeder er asymmetrisk, siden endringer i for eksempel amerikanske aksjepriser har en mye større effekt på aksjeprisendringer i andre markeder, enn hva aksjeprisendringer i andre markeder har å si for amerikanske aksjepriser. Aksjepriser i USA fortsatte å stige tidlig på 1990 tallet selv om aksjepriser i Japan falt. Men når amerikanske aksjepriser falt i 2001 så falt også aksjepriser i Tokyo, London og Frankfurt. Devalueringen av thailandske baht i juli 1997 utløste en smitteeffekt, som førte til en devaluering av valutaen til nærliggende asiatiske land de neste seks månedene, for deretter å spre seg videre til Russland og Brasil (Kindleberger og Aliber, 2005).

Tidligere da gullstandard ble brukt kunne et nytt gullfunn øke pengemengden. I dag er det ofte renteendringer eller kredittvolumsendringer som endrer pengemengden. En endring i pengemengden vil kunne skape internasjonale effekter. Dersom et land opplever inflasjon vil det kunne spre seg til andre land fordi det da vil skje en kapitaleksport ut av landet. Store kapitalbevegelser vil også kunne skje på grunn av hendelser som kriger, revolusjoner, innovasjoner, endret penge/ finanspolitikk eller ubalanse i valutamarkedene. En apresiering av valuta henger ofte sammen med deflasjon mens en depresiering av valuta ofte henger sammen med inflasjon. En depresiering av valutaen til et land som produserer en internasjonalt handlet vare, vil kunne presse prisen på denne varen ned på verdensmarkedet, som da vil kunne lede til konkurser blant konkurrenter i utlandet. Store globale pengestrømmer kan skape ubalanse i nasjonale økonomier slik at kriser kan spre seg over landegrenser. Dette kan føre til en dypere og mer langvarig krise, hvor det kan være nødvendig med pengepolitisk koordinering over landegrenser for å komme seg ut av krisen (Kindleberger, 2000).

2.6 Underliggende faktorer

I forhold til risikoreduksjon, så er korrelasjonskoeffisienten den viktigste inputen inn i hvilken som helst aktiva allokeringsmodell. Det finnes en rekke fakta angående kobevegelse i aksjemarkeder. For det første så er korrelasjonen generelt lavere mellom internasjonale markeder enn kun lokale. Dette utsagnet har vært drivkraften bak dagens litteratur. For det andre så har korrelasjonen en tendens til å øke i tider hvor det er høy volatilitet.

Tidligere studier av blant annet King og Wadhvani (1990), Longin og Solnik (1995) har testet denne påstanden. Til tross for viktigheten av den underliggende kobevegelsen mellom to markeder, så vet vi lite om hvilke faktorer som påvirker den. Karolyi og Stulz (1996) observerer at: De faktorer som bestemmer nivåene og dynamikken til disse kovariansene har vært lite studert fra både et akademisk og praktisk perspektiv. Studien til King et al. (1994) viser at lite av aksjemarkeders kobevegelse kan bli gjort rede for av observerbare økonomiske faktorer. Mesteparten av kobevegelsen skjer på bakgrunn av uobserverbare faktorer slik som investorers oppfatninger.

Karolyi og Stulz (1996) har analysert kobevegelsen mellom avkastningen til det japanske og amerikanske aksjemarkedet, hvor de mislykkes i å finne noe statistisk signifikant forhold mellom aktivaavkastning og makroøkonomiske kunngjøringer i USA, sjokk på valutakursen, avkastning på statssertifikater eller industrieffekter. En annen studie av Ammer og Mei (1996) finner at risikopremien til aksjer og ikke fundamentale variabler står for mesteparten av kobevegelsen mellom hovedindekser. Bodart og Reding (1999) har brukt en bivariate GARCH modell til å studere påvirkningen av valutakursvariabilitet på internasjonal korrelasjon. Deres empiriske hovedresultat var at en reduksjon i valutakursvariabiliteten fører til en økning i korrelasjonen mellom avkastningen til internasjonale aksjer og obligasjoner. Groenen og Franses (2000) sin studie utforsker aksjemarkeders korrelasjon og deres utvikling over tid. I stedet for å bruke en verdensmarkedsportefølje deler de verdensmarkedet inn i tre grupperinger etter geografisk beliggenhet: Europa, USA og Asia. Hovedresultatet av deres studie var at de tre grupperingen (Europa, USA og Asia) beveger seg sammen. Altså avstand mellom markedene har en betydning i hvor stor grad ulike markeder korrelerer med hverandre, hvor markeder som ligger nær hverandre har en sterkere korrelasjon (Flavin et al., 2001).

2.7 Sammendrag

Tidligere undersøkelser sier at å diversifisere internasjonalt gir bedre resultater enn å investere kun på hjemmemarkedet. Flere av studiene sier også at markeder er blitt mer integrert de siste tiårene. Det vil si at potesialet gjennom internasjonal diversifisering har blitt svekket i takt med blant annet den teknologiske utviklingen. Vi har også fått mange store internasjonale selskaper som er notert/ listet på flere børser, hvor prisingen må være tilnærmet lik for at det ikke skal oppstå arbitrasjefordeler.

3. Teori og metodevalg

I denne delen skal vi analysere langtidsforholdet mellom Oslo børs og fem forskjellige internasjonale børsindekser fra perspektivet til en norsk investor. Vårt mål er å finne hvilke indekser som ikke kointegrerer med Oslo børs. Dersom vi finner bevis på kointegrasjon mellom Oslo Børs og noen av våre utvalgte indekser vil det indikere at fordelene ved internasjonal diversifisering reduseres for en norsk investor som allokere deler av sin portefølje til disse markedene. For å kunne se på bear markeder, og perioder med store svingninger vil vi også bruke en type GARCH modell. Den vil vise oss hvor det er stor volatilitet, og vi vet fra litteratutdrøftingen at markeder som har volatilitetsklynger på samme tidspunkt korrelerer mer med hverandre som betyr at diversifiseringspotensialet blir svekket. GARCH analysen vil vi bruke som en alternativ økonometrisk teknikk til kointegrasjon hvor samme konklusjoner for begge teknikkene vil forsterke testresultatene våre.

Vi vil starte med å presentere metoden i del 3.1, hvor det blir forklart fremgangsmåte og hvilke steg som skal tas i denne undersøkelsen. I kapittel 3.2 skal vi introdusere den justerte Dickey-Fuller testen for enhetsrøtter. Videre i kapittel 3.3 vil vi diskutere Engle og Granger's samt Johansen's kointegrasjonstest ved bruk av feilkorreksjonsmodellen. Kapittel 3.4 tar for seg ARCH/ GARCH modeller. Vi drøfter teorien bak disse volatilitetsmodellene for å finne den optimale modellen for våre talldata og problemstilling. Kapittel 3.5 består av diskusjon rundt residualtestene, som må være tilfredsstillende for at vi skal kunne trekke pålitelige konklusjoner fra resultatene til både kointegrasjonstestene samt ARCH/GARCH testene. Normalitet har derimot ikke like stor betydning for en ARCH/ GARCH test. Deretter i 3.5 legger vi frem datagrunnlaget vårt samt litt oppsummeringsstatistikk.

3.1 Metode

Ved bruk av kointegrasjonsanalyser skal vi analysere om indeksene Nikkei, NYSE, DAX, FTSE 100 og Dow Jones beveger seg sammen med Oslo børs på lang sikt, samtidig som testene tillater for avvik fra likevekten på kort sikt. Ifølge Juselius (2006), så er inferens fra en VAR modell kun gyldig gitt at parametrene er konstante, som medfører at i praksis er det vanlig å se at hele utvalgsperioder blir delt inn i kortere underperioder representert ved konstante parameter regimer (Juselius, 2006). Det er derfor viktig å ta hensyn til begivenheter slik som for eksempel finanskriser, globalisering etc. i analyser av langtidsforholdet mellom aksjemarkeder, siden slike begivenheter har potensialet til å påvirke linken mellom

internasjonale markeder. Det er hovedgrunnen til at vi har delt inn analysen i tre forskjellige perioder.

Den første testen går over hele perioden på 24 år fra januar 1987 til desember 2010. Denne lange perioden er kjennetegnet ved mange spesielle begivenheter som blant annet børskrakket i 1987, Asia krisen i 1997, dot.com boblen, terrorangrepene den 11 september, finanskrisen som startet i 2008 osv.

Den andre perioden vi analyserer strekker seg fra januar 1992 til desember 1997. Denne perioden er kjennetegnet ved blant annet Asia krisen i 1997 og ved at utviklingsmarkeder så smått begynte å åpne seg for den internasjonale verden (Balarezo, 2010). Men hovedgrunnen til at vi har valgt å undersøke denne perioden er at den er kjennetegnet ved oppgang for de indeksene vi har valgt å analysere med unntak av Nikkei. Grunnen til at vi har valgt å undersøke denne perioden med oppgang er at vi ønsker å analysere den stokastiske trenden mellom Oslo Børs mot de andre indeksene over en periode kjennetegnet ved oppgang, for deretter å kunne sammenligne resultatene med en tilsvarende periode kjennetegnet ved nedgang.

Den tredje perioden som vi analyserer strekker seg fra januar 2000 til desember 2003. Denne perioden er kjennetegnet ved IT boblen som startet i USA på slutten av 1999 og spredde seg til andre markeder. Hovedgrunnen til at vi har valgt å analysere denne perioden skyldes at Oslo børs og de andre indeksene kjennetegnes ved nedgang over denne tidsperioden. Vi vil da ha en periode som vi kan sammenligne med resultatene fra den første perioden, og trekke konklusjoner på bakgrunn av særegenheter over de forskjellige periodene.

Ved å kjøre kointegrasjonstester over hele utvalgsperioden på 24 år samt kjøre kointegrasjonstester over kortere tidsperioder innenfor dette intervallet kan vi undersøke stabiliteten til forholdet mellom OBX og de øvrige indeksene. Hvis vi for eksempel finner ut at to indekser ikke kointegrerer over den første korte tidsperioden, mens de kointegrerer over den andre korte tidsperioden vil dette kunne være en indikasjon på at økt globalisering og sterkere internasjonal linking kan ha endret forholdet mellom disse to markedene slik at de har begynt å bevege seg mer i takt med hverandre. Det kan også bety at markedene beveger seg mer i takt med hverandre under bear tilstander enn under bull tilstander, slik som flere av de tidligere studiene vi har sett på konkluderer med. Hvis vi i motsatt tilfelle finner ut at to

markeder kointegrerer under den første korte underperioden, men ikke under den andre. Da vil dette kunne være en indikasjon på at markedene beveger seg mer i takt med hverandre under bull tilstander enn bear tilstander. Hvis vi derimot finner ut at for eksempel to markeder ikke kointegrerer over den lange perioden eller noen av de kortere underperiodene, vil dette være et sterkt bevis på at disse to markedene ikke deler noen lik stokastisk trend. Som igjen indikerer at internasjonal diversifisering disse markedene seg imellom vil være lønnsomt. I det siste tilfellet hvor to markeder kointegrerer over begge underperiodene vil dette være et sterkt bevis på at de deler en lik stokastisk trend. En investor som allokterer ressurser til begge disse markedene vil da ikke maksimere fordelene ved internasjonal diversifisering (Balarezo, 2010).

Det første steget i vår analyse går ut på å teste hver indeks for enhetsrøtter i nivå, og hvis en serie er ikke-stasjonær i nivå må vi kjøre testen igjen i førstedifferansen. Denne prosedyren er nødvendig for å bestemme integrasjonsordningen til variablene, fordi kointegrasjonsresultater mellom ikke-stasjonære variabler kun er gyldige hvis integrasjonsordningen til variablene er av samme orden. Hvis en variabel er stasjonær $I(0)$ er det ingen mening å utføre en kointegrasjonstest på denne variabelen. Heller ikke en variabel av orden $I(2)$ kan bli brukt i en kointegrasjonstest mot en variabel av orden $I(1)$. Testprosedyren vi vil bruke er den justerte Dickey-Fuller testen.

Det andre steget vårt, etter at stasjonærhetskravene er møtt vil være å teste variablene for kointegrasjon. Vi vil drøfte to grunnleggende måter for å teste om tidsseriene er kointegrerte eller ikke: Engle-Granger metoden og Johansen metoden. På grunn av noen ulemper ved bruk av Engle-Granger metoden som vi vil ta opp senere, vil Johansen metoden bli brukt til å utføre kointegrasjonstestene mellom tidsseriene. Videre vil parvise kointegrasjonstester bli utført mellom Oslo Børs og de fem andre indeksene. Våre parvise tester vil bli utført over de tre periodene som nevnt ovenfor. Dersom vi ikke tar hensyn til endringer i markedsstrukturen som for eksempel økt globalisering etc. vil sannsynligheten for å kunne trekke feilaktige konklusjoner være større (Balarezo, 2010).

Til slutt i kointegrasjonsanalysen vil vi eventuelt utføre en multivariate kointegrasjonstest mellom Oslo Børs og de markedene som ikke kointegrerer med Oslo Børs for å se om det er noe tegn til kointegrasjon mellom noen av de andre markedene. Denne analysen vil vi utføre siden en norsk investor mest sannsynlig ønsker å diversifisere til mer enn et internasjonalt

marked, hvor for eksempel et kointegrasjonsforhold mellom NYSE og DAX betyr at det ikke vil være optimalt for en norsk investor å investere i begge disse markedene samtidig. Norske investorer ønsker porteføljer bestående av indekser som ikke kointegrerer med OBX, samtidig som disse indeksene ikke kointegrerer seg imellom. Derfor vil vi ta i bruk multivariate kointegrasjonsanalyse der det trengs (Balarezo, 2010).

Videre skal vi kjøre en type GARCH modell som vi håper vil gi oss et så rett bilde av den betingede variansen som mulig, uten å komplisere modellen for mye. Vi skal se på hvor det er store hopp i den betingede variansen, og se om det gir en høy volatilitet i perioden som følger. Så skal vi se på forskjellen av en periode med høy volatilitet og en periode med lav volatilitet. Dette gjør vi ved å kjøre en korrelasjonssjekk på begge periodene, og så sjekker de opp mot hverandre, og opp mot korrelasjonen for hele tidsserien. Tidsseriedataene som er brukt i GARCH sammenheng er daglige sluttnoteringer for de forskjellige indeksene, til forskjell fra månedlige sluttnoteringer som blir brukt i kointegrasjonsanalysene. Grunnen til valg av daglige observasjoner er at volatilitet ikke vises i månedlige observasjoner, og en GARCH modell er heller ikke godt egnet for bruk av ukentlige eller månedlige observasjoner. Tidsperioden vi skal teste er fra januar 1988 til desember 2010, hvor indeksene er de samme som under kointegrasjonsanalysen. Undersøkelsene er kjørt samtidig, og GARCH testene ga opphav til valg av underperioder i kointegrasjonstesten ved å bestemme hvilke perioder som hadde høy volatilitet, og hvilke som hadde lav volatilitet. Grunnen til at vi starter i 1988 i stedet for 1987 for GARCH, er at fallet i 1987 gjør at residualene ikke er tilfredsstillende dersom vi inkluderer 1987.

3.2 Justert Dickey-Fuller test for enhetsrøtter

Den mest vanlige testen for enhetsrøtter er den justerte Dickey-Fuller (ADF) testen som er en utvidelse av den vanlige Dickey-Fuller (DF) testen. Vi begynner først med en liten presentasjon av teorien bak DF testen, deretter beveger vi oss over til ADF testen. Den vanlige DF testen undersøker om det finnes en enhetsrot i en AR(1) ligning slik som:

$$X_t = \rho X_{t-1} + e_t \tag{3.1}$$

Ved å subtrahere X_{t-1} fra begge sider av (3.1) slik at:

$$X_t - X_{t-1} = \rho X_{t-1} - X_{t-1} + e_t$$

$$\Delta X_t = (\rho - 1)X_{t-1} + e_t$$

$$\Delta X_t = \delta X_{t-1} + e_t \quad (3.2)$$

Fra ligning (3.2), hvis estimert $\delta = 0$, så er ρ lik 1, som antyder at variabelen i (3.1) har en enhetsrot og at X_t er ikke-stasjonær. Hvis $\delta < 0$, så er $\rho < 1$ og X_t er stasjonær.

Karakteristikkene av ikke-stasjonære prosesser kan være uten drift, med drift eller med deterministisk trend. Det er derfor tre forskjellige spesifikasjoner for DF testen:

$$\text{Test for random walk (RW):} \quad \Delta X_t = \delta X_{t-1} + e_t \quad (3.3)$$

$$\text{Test for random walk med drift (RWD):} \quad \Delta X_t = a_1 + \delta X_{t-1} + e_t \quad (3.4)$$

$$\text{Test for RWD og deterministisk trend:} \quad \Delta X_t = a_1 + a_2 t + \delta X_{t-1} + e_t \quad (3.5)$$

Det er viktig å vite hvilken av disse tre spesifikasjonene som er riktig for tidsseriene som blir analysert fordi en feil spesifikasjon vil gi forventningsskjevhet i resultatene. Ifølge Campbell og Perron (1991) vil en feilaktig utelattelse av en konstant eller deterministisk tidstrend føre til forventningsskjevhet i koeffisientestimatene til δ . For eksempel hvis en tidstrend blir feilaktig utelatt (hvis vi bruker 3.4 i stedet for 3.5) så vil styrken til enhetsrot testen kunne bli betydelig redusert når en trend kan bli fanget opp gjennom RWD modellen. I de fleste tilfeller er det svært vanskelig å vite hvilken spesifikasjon som er riktig, så det er anbefalt å bruke sekvensiell testing med forskjellige spesifikasjoner. I vårt tilfelle drifter alle tidsserier oppover med unntak av Nikkei. Siden Nikkei ikke drifter oppover vil vi teste alle spesifikasjonene i Eviews. Hvis alle spesifikasjonene viser det samme resultatet så kan vi være rimelig komfortable med at resultatet stemmer (Campbell og Perron, 1991).

Nullhypotesen er den samme i alle tilfeller: $H_0: \delta = 0$, som er det samme som å si at $\rho = 1$ eller at tidsserien inneholder en enhetsrot. Alternativhypotesen H_1 er: $\delta < 0$, eller at serien er stasjonær. For å utføre testen, blir t-statistikken kalkulert på den tradisjonelle måten, mens de kritiske verdiene for sammenligning ikke er de vanlige kritiske verdiene tilhørende en t-test. Disse kritiske verdiene følger en tau statistikk (τ) fordeling kjent som Dickey-Fuller tabellen. Det er viktig å merke seg at de kritiske verdiene fra Dickey-Fuller tabellen er forskjellig for hver av de tre spesifikasjonene (Balarezo, 2010).

Videre er regresjonsligningen til ADF testen bygget opp på følgende måte:

$$\Delta y_t = \alpha + \delta t + (\gamma - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^s \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.6)$$

Hvor $\gamma - 1 = \rho$, $H_0: \rho = 0$, $H_1: \rho < 0$. Akseptering av nullhypotesen betyr at tidsserien er ikke-stasjonær. Testen kan kjøres med både konstant og/ eller trend, eller ingen av delene. I Eviews bruker man testen uten konstant og trend hvis man tror at tidsserien fluktuerer rundt en gjennomsnittsverdi lik 0. Man bruker konstant hvis man tror at tidsserien beveger seg rundt en gjennomsnittsverdi forskjellig fra 0. Hvis man antar at tidsserien fluktuerer rundt en lineær trend, skal man bruke både trend og konstant. Indeksene s i (3.6) angir antall lags som er nødvendig å inkludere for å sørge for at eventuell autokorrelasjon er renset ut av residualene (Kyoseva, 2010).

3.2.1 Egenskaper til finansielle tidsserievariabler

En autoregressive AR (p) modell er en modell der forklaringsvariabelen er de laggede verdiene til den avhengige variabelen. En slik AR modell er vanlig innen økonometri og vi vil derfor bruke denne til å definere konseptet stasjonære variabler. Hvis det bare er et lag som forklaringsvariabel vil denne AR (1) modellen se slik ut:

$$X_t = a + \rho X_{t-1} + e_t$$

En slik tidsserie er stasjonær, kovariansstasjonær svakt stasjonær hvis den oppfyller følgende tre betingelser:

- Konstant og begrenset gjennomsnitt: Forventet verdi av serien er konstant over tid. En serie som har en tendens til å bevege seg tilbake mot sin gjennomsnittsverdi er en serie som innehar tilbakevending mot gjennomsnittet. Med andre ord vil den ha en tendens til å falle dersom nåværende verdi er høyere enn gjennomsnittsverdien, og øke dersom nåværende verdi er under gjennomsnittsverdien. For en tidsserie lik den over blir tilbakevending mot gjennomsnittsnivået uttrykt som:

$$E(X_t) = \frac{a}{(1 - \rho)}$$

- Konstant og begrenset varians: Volatiliteten rundt gjennomsnittet endrer seg ikke over tid. Dette kan bli uttrykt slik:

$$\text{Var}(X_t) = \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2}$$

- Konstant og begrenset kovarians med ledende og laggede verdier: Kovariansen til tidsserien med sine egne ledende eller laggede verdier er konstant over tid:

$$\text{Cov}(X_t, X_{t-s}) = \frac{\rho^s * \sigma^2}{1 - \rho^2}$$

Med andre ord så er ikke kovariansen mellom ledende eller laggede verdier avhengig av tid (t), bare av avstanden mellom perioder (s).

En undersøkelse av om en serie er stasjonær eller ikke er viktig av følgende grunner:

- En stasjonær eller ikke stasjonær serie kan sterkt påvirke dens adferd og egenskaper.
- Bruk av ikke stasjonære data kan føre til spuriøse regresjoner.
- Hvis ikke stasjonære variabler blir brukt i en regresjonsmodell kan det bli bevist at standard forutsetningene for asymptotisk analyse ikke vil være gyldig.

De siste tiårene har testing av tidsserier om de er stasjonære eller ikke blitt vektlagt, før man går i gang med økonometrisk analyse. Dette er særlig relevant når man vurderer regresjonsanalyse som fremgangsmåte. Grunnen til dette skyldes punktene som nevnt over. For å få pålitelige resultater fra regresjonsanalyser vil det være av stor betydning å bruke tidsserier som er svakt stasjonære, dvs. som oppfyller de krav som er nevnt over angående konstant gjennomsnitt, konstant varians og konstant autokovarians uavhengig av tid. En stasjonær serie vil da kjennetegnes ved tilbakevending mot gjennomsnittet, som vil si en stabil likevektsløsning med hyppige fluktueringer rundt sitt gjennomsnitt. Dersom et sjokk inntreffer vil det gradvis dø bort og variabelen vil vende tilbake mot sin gjennomsnittsverdi (Hill et al., 2007).

En mulig årsak til ikke stasjonære variabler kan skyldes en trend, en varig endring i dataserien som kan være enten deterministisk eller stokastisk. Problemet med en deterministisk trend kan løses ved bruk av en trendvariabel i regresjonen som renser den fra trendkomponenten, som vil hjelpe tidsserien med å bli stasjonær. En stokastisk trend, som er en tilfeldig endring over tid kan håndteres ved bruk av differensiering. En tidsserievariabel som må differensieres d ganger for å bli stasjonær blir definert som integrert av orden d: I(d).

Andre årsaker til ikke stasjonære variabler kan skyldes strukturelle brudd og sesongvariasjon. Et strukturelt brudd innebærer at populasjonsfunksjonen endres over utvalgets periode slik at dens likevektsverdi blir påvirket. Et strukturelt brudd kan skyldes for eksempel et makroøkonomisk regimeskifte eller innovasjon som påvirker en bestemt industri. En regresjonsmodell som ignorerer slike endringer kan utgjøre feilaktig grunnlag for inferens og prognosering (Stock og Watson, 2007).

Hvis man utfører regresjonsanalyse på tidsserier hvor den avhengige, uavhengige eller begge variablene har en enhetsrot prosess, så vil ikke resultatet ha noe økonomisk signifikans, hvor estimatene vil være forventningsskjevne, og hypotesetester være ugyldige. Dette er problemet med spuriøse regresjoner. Løsningen er som nevnt tidligere å konvertere data til stasjonære prosesser. Riktig transformering avhenger av hva slags type data vi har å gjøre med. Så derfor, før vi forklarer transformeringen av ikke stasjonære tidsserier til kovariansstasjonære, så trenger vi å skille mellom forskjellige typer av ikke-stasjonære prosesser.

Det er tre typer ikke stasjonære tidsserier: Serier med stokastisk trend kalt "random walks" som vi videre i oppgaven vil kalle tilfeldig gange med og uten drift, serier med deterministisk trend, og serier med en kombinasjon av stokastisk og deterministisk trend.

- Tilfeldig gange uten drift: $X_t = X_{t-1} + e_t$

Hvor $E(X_t) = X_0$ og $Var(X_t) = t\sigma^2$

Denne type prosess har ingen konstant, som antyder at den beste prognosen vi kan ha i dag angående morgendagens aksjepris er samme pris som i dag pluss eller minus en tilfeldig, uforutsigbar verdi. Den generelle ideen bak denne type ikke-stasjonære serier er at fremtidig verdi ikke kan bli spådd.

- Tilfeldig gange med drift: $X_t = a + X_{t-1} + e_t$

Hvor $E(X_t) = X_0 + t * a$ og $Var(X_t) = t\sigma^2$

Denne prosessen ligner den foregående prosessen hvor eneste forskjell er at denne prosessen inkluderer en konstant, som blir kalt drift og gjør at prosessen drifter oppover eller nedover avhengig av fortegnet. Eksempler på slike serier er makroøkonomiske variabler slik som BNP per innbygger og forbruk, som begge har en tendens til å vokse over tid.

- Deterministisk trend: De to typene tilfeldig gange prosesser presentert over har en trend som er totalt uforutsigbar, og blir derfor referert til ved innhold av en stokastisk trend. Det er andre typer hvor trenden i prosessen er en funksjon av tid og er derfor totalt forutsigbar. Denne type tidsserie hvor forklaringsvariabelen bare er passering av tid, er kalt en trendstasjonær prosess og kan bli uttrykt slik:

$$X_t = a + bt + e_t$$

Hvor $E(X_t) = a + bt$ og $Var(X_t) = \sigma^2$

Man kan se at $E(X_t)$ avhenger av t og at prosessen er ikke-stasjonær. Gjennomsnittet vokser rundt en fast trend. Denne type prosess blir ofte forvekslet med en tilfeldig gange med drift prosess siden grafisk sett ser de temmelig like ut.

- Tilfeldig gange med drift og deterministisk trend:

$$X_t = a + \rho X_{t-1} + bt + e_t$$

I dette tilfellet er en AR(1) prosess kombinert med en deterministisk trend. Selv om AR delen av prosessen ikke inneholder en enhetsrot, så vil serien allikevel være ikke-stasjonær på grunn av den deterministiske trenden. I dette tilfellet, vil serien være stasjonær rundt en deterministisk trend. Dette betyr at den stokastiske delen av prosessen ikke vil bidra til trenden av prosessen, men vil i stedet dø fort ut (Balarezo, 2010).

3.3 Feilkorreksjonsmodell

Da ikke-stasjonæritet ble introdusert på 1970 tallet var den mest vanlige fremgangsmåten å ta førstedifferansen av hver enkelt 1(1) variabel, og deretter bruke disse førstedifferansene i de etterfølgende modelleringsprosessene. I tilfelle ved univariate modellering i konstruksjon av ARMA modeller er dette riktig fremgangsmåte. Men på den annen side når forholdet mellom to variabler er viktig så vil ikke dette være en anbefalt fremgangsmåte. Selv om denne fremgangsmåten er statistisk gyldig så vil den ha problemer med at modeller i førstedifferansen ikke har noen langsiktig løsning. Et eksempel på dette vil være hvis vi antar to serier, y_t og x_t , som begge er 1(1). En mulig modell som da kan estimeres er:

$$\Delta y_t = \beta \Delta x_t + u_t \quad (3.7)$$

En definisjon på langsikt som blir brukt i økonometri innebærer at variablene har konverget mot en langsiktig verdi og ikke lenger endrer seg slik at $y_t = y_{t-1} = y$; $x_t = x_{t-1} = x$. Derfor vil alle leddene i førstedifferansen i (3.7) bli lik null, noe som fører til at alt i ligningen kanselleres. Modellen har ingen langsiktig løsning og det har derfor ingenting å si om x og y har et likevektsforhold eller ikke. Det finnes flere modeller som kan overkomme dette problemet ved å bruke kombinasjoner av førstedifferansen og laggede nivåer av kointegrerte variabler. Et eksempel er feilkorreksjonsmodellen

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta x_t + \beta_2 (y_{t-1} - \gamma x_{t-1}) + u_t \quad (3.8)$$

Hvor $y_{t-1} - \gamma x_{t-1}$ er likevektsfeilen. Gitt at y_t og x_t er kointegrert med kointegrasjonskoeffisienten γ , så vil $(y_{t-1} - \gamma x_{t-1})$ være 1(0) selv om variablene hver for seg er 1(1). Det vil være gyldig å bruke OLS og standard prosedyrer for statistisk inferens på (3.8). Man kan også inkludere en konstant i enten likevektstermen eller i modellen for Δy_t . Eller så kan man inkludere konstant i både likevektstermen og modellen. Om en konstant skal være med eller ikke bør bli bestemt ut i fra finansteori. γ i en feilkorreksjonsmodell endrer seg mellom $t-1$ og t som et resultat av endringer i verdien på den forklarende variabelen x , mellom $t-1$ og t . Dette gjøres for å korrigere for en eventuell ikke likevekt som eksisterte i den forrige perioden. I ligning (3.8) definerer γ det langsiktige forholdet mellom x og y , mens β_1 forklarer det kortsiktige forholdet mellom endringer i x , og endringer i y . β_2 er justeringsparameteren som beskriver tilpasningshastigheten tilbake til likevekt, samtidig som den måler proporsjonen av likevektsfeilen i den forrige perioden som har blitt korrigert for. Til sammen utgjør β_1 og β_2 en feilkorreksjonsmekanisme (Brooks, 2008).

3.3.1 Engle-Granger metoden

Engle og Granger utviklet tidlig en test for kointegrasjon mellom to variabler. Senere har det blitt utarbeidet tester som kan benyttes i multivariate analyser og som i tillegg har bedre statistiske egenskaper (Berge, 2004).

Engle-Granger metoden er en enkel ligningsteknikk, hvor første steg er å sørge for at alle individuelle variabler er $I(1)$. Deretter estimeres kointegrasjonsregresjonen ved bruk av OLS. Det er ikke mulig å trekke noen slutninger på koeffisientestimatene i denne regresjonen. Det eneste som kan gjøres er å estimere parameterverdiene. Hvis residualene, \hat{u}_t , til kointegrasjonsregresjonen er $I(1)$, estimeres en modell med kun førstedifferanser. Dersom residualene er $I(0)$ gjøres ingenting.

Bruk deretter disse residualene som en variabel i feilkorreksjonsmodellen.

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta x_t + \beta_2 (\hat{u}_{t-1}) + v_t$$

Hvor $\hat{u}_{t-1} = y_{t-1} - \hat{\tau}x_{t-1}$. Den stasjonære, lineære kombinasjonen av ikke-stasjonære variabler er også kjent som kointegrasjonsvektoren. I dette tilfellet ville kointegrasjonsvektoren vært $[1 - \hat{\tau}]$. I tillegg vil lineær transformering av kointegrasjonsvektoren også være en kointegrasjonsvektor. For eksempel, så vil også $-10y_{t-1} + 10\hat{\tau}x_{t-1}$ være stasjonær. Det vil nå være gyldig å trekke konklusjoner med hensyn på parametrene β_1 og β_2 , siden alle variabler i regresjonen nå er stasjonære (Olienyk et al., 1999).

3.3.1.1 Ulemper ved Engle-Granger metoden

Siden Engle-Granger testen er en enhetsrot test på residualene kan den oppleve problemer med lav styrke. Dette betyr at i grenselinjetilfeller, så har testen en tendens til å finne en enhetsrot når det ikke finnes. Med andre ord så vil en ρ verdi nær 1 (for eksempel 0,9), kunne bli feilaktig forvekslet med en enhetsrot prosess.

En annen ulempe er at Engle-Granger testen krever definering av venstreside og høyreside variabler for å finne likevektsforholdet. Det er allikevel mulig at en regresjon vil finne et likevektsforhold mens en veksling av den avhengige variabelen ikke vil finne tegn til kointegrasjon. Dette er uønskelig siden et langtidsforhold ikke skal bli påvirket av hvilken variabel som er den avhengige (Enders, 2010).

Engle-Granger metoden forteller bare om det er et felles likevektsforhold mellom variablene. Dette betyr at dersom man kjører en multivariate Engle-Granger test vil den ikke kunne fortelle hvor mange kointegrasjonsforhold som finnes. På bakgrunn av disse ulempene vil vi bruke Johansen testen i våre undersøkelser.

3.3.2 Johansen's kointegrasjonstest

For å kunne bruke en Johansen test må VAR modellene bli gjort om til en vektor feilkorreksjonsmodell (VECM) av formen:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-k} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \Gamma_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \Gamma_{k-1} \Delta y_{t-(k-1)} + u_t$$

Hvor $\Pi = (\sum_{i=1}^k \beta_i) - I_g$ og $\Gamma_i = (\sum_{j=1}^i \beta_j) - I_g$

Denne VAR inneholder g variabler i førstedifferansen på venstre siden og $k-1$ lags av den avhengige variabelen på høyresiden. Alle disse lags har en Γ koeffisientmatrise tilknyttet seg. Johansen testen har fokus rundt en undersøkelse av Π matrisen. Π kan tolkes som langtidskoeffisientmatrisen, siden i likevekt vil alle Δy_{t-i} være lik null. Å sette feilledet u_t til forventet verdi som er lik null vil medføre at $\Pi y_{t-k} = 0$. Testen for kointegrasjon mellom y variablene blir kalkulert ved å se på ranken til Π matrisen via deres egenverdier. Ranken til en matrise er det samme antall nummer som dens egen karakteristiske røtter som er forskjellig fra null. Hvis variablene ikke er kointegrerte, så vil ranken til Π ikke være signifikant forskjellig fra null. Det er to teststatistikker for kointegrasjon ved bruk av Johansen metoden, som er formulert slik:

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

Og

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

Hvor r er antall kointegrerte vektorer under nullhypotesen, og $\hat{\lambda}_i$ er den estimerte verdi for den i te fulgte egenverdien fra Π matrisen. Desto større $\hat{\lambda}_i$ er, jo større og mer negativ blir $\ln(1 - \hat{\lambda}_i)$, som igjen medfører at teststatistikken vil være større. Hver egenverdi vil bli assosiert med en forskjellig kointegrasjonsvektor, som er en egenvektor. En egenverdi signifikant forskjellig fra null, indikerer en signifikant kointegrasjonsvektor. λ_{trace} er en felles test hvor H_0 er at antall kointegrasjonsvektorer er mindre eller lik r , mot alternativhypotesen at det er mer enn r . λ_{max} på den annen side utfører separate tester på hver egenverdi og har som H_0 at antall kointegrasjonsvektorer er r mot alternativet som er $r+1$. Johansen og Juselius (1990) tilbyr kritiske verdier til begge testene. Fordelingen til teststatistikkene er ikke standard, hvor kritiske verdier avhenger av verdien til $g-r$, antall ikke stasjonære komponenter samt om en konstant er inkludert i hver ligning. Osterwald-Lenum (1992) tilbyr et mer komplett sett av kritiske verdier for Johansen testen. Hvis teststatistikken er større enn kritisk verdi fra Johansen's tabell, forkast H_0 om r kointegrasjonsvektorer og konkluder med alternativet at det er mer enn r for λ_{trace} eller $r+1$ for λ_{max} . r er ranken til Π . Π kan ikke ha full rank (g) siden dette tilsvarer at y_t er stasjonær. Hvis Π har rank lik null, så med analogi til et univariate tilfelle, så avhenger Δy_t bare av Δy_{t-j} og ikke av y_{t-1} , slik at det ikke er noe langtidsforhold mellom elementene til y_{t-1} , og dermed ingen kointegrasjon. For $1 < \text{rank}(\Pi) < g$, så er det r kointegrasjonsvektorer. Π blir definert som produktet til to matriser, α og β' , av dimensjon $(g * r)$ og $(r * g)$.

$$\Pi = \alpha\beta'$$

Matrisen β gir kointegrasjonsvektorene mens α viser hvor mye av hver kointegrasjonsvektor som inngår i hver ligning til VECM, også kjent som tilpasningsparameteren. Johansen sitt oppsett tillater for hypotesetesting om likevektsforholdet mellom variabler. Johansen metoden tillater for hypotesetesting av en eller flere koeffisienter i kointegrasjonsforholdet ved å se på hypotesene som en restriksjon på Π matrisen. Hvis det finnes r kointegrasjonsvektorer, så vil bare disse lineære kombinasjonene eller lineære transformasjoner av dem, eller kombinasjoner av kointegrasjonsvektorene være stasjonære. Johansen metoden går ut på å estimere en Π matrise fra en VAR uten restriksjoner og teste om vi kan forkaste restriksjonene som er innført av den reduserte ranken til Π (Brooks, 2008).

3.3.3 Langtidsprediksjon

En nyttig anvendelse av kointegrasjon er at når man anslår ganske langt frem i tid, vil anslagene av de to kointegrerte tidsrekkene forme et konstant forhold (Zivot og Wang, 2006, s. 435). Om vi antar at $x_t = (x_{1,t} \dots, x_{n,t})'$ uttrykker en vektor med I(1) variabler. Vi har at x_t er kointegrert hvis det eksisterer en $n \times 1$ vektor $\beta = (\beta_1 \dots, \beta_n)'$ slik at:

$$\beta' x_t = \beta_1 x_{1,t} + \dots + \beta_n x_{n,t} \sim I(0)$$

Den lineære kombinasjonen av $\beta' x_t$ kalles ofte den langsiktige likevektssammenhengen. Intuisjonen bak dette er at I(1) tidsserierekker med langsiktig likevekt ikke kan bevege seg for langt vekk fra likevekten fordi økonomiske krefter vil forsøke å gjenopprette likevektssammenhengen. Vi tar nå for oss en kointegrasjonsmodell av formen:

$$\Delta x_t = \Pi x_{t-1} + \epsilon_t$$

Der $x_t = (x_{1,t}, x_{2,t})'$. Dersom x_t er kointegrert eksisterer det en 2×1 vektor $\beta = (\beta_1, \beta_2)'$ slik at:

$$\beta' x_t = \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} \sim I(0)$$

Normaliserer vi slik at $\beta_1=1$ og $\beta_2=-\beta$ får vi kointegrasjonssammenhengen

$$\beta' x_t = x_{1,t} - \beta x_{2,t}$$

Vi får da den langsiktige likevekten

$$x_{1,t} = \beta x_{2,t}$$

Siden x_t er kointegrert med en kointegrasjonsvektor har vi at $\text{rang}(\Pi) = 1$ og vi har at

$$\Pi = \alpha \beta' = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} (1 - \beta) = \begin{pmatrix} \alpha_1 - \alpha_1 \beta \\ \alpha_2 - \alpha_2 \beta \end{pmatrix}$$

Vi kan da skrive dette som:

$$\Delta x_t = \alpha \beta' x_{t-1} + \epsilon_t$$

Dette gir oss da at:

$$\Delta x_{1,t} = \alpha_1 (x_{1,t-1} - \beta x_{2,t-1}) + \epsilon_{1,t}$$

$$\Delta x_{2,t} = \alpha_2 (x_{1,t-1} - \beta x_{2,t-1}) + \epsilon_{2,t}$$

Ser vi på den første ligningen forklarer faktoren $x_{1,t-1} - \beta x_{2,t-1}$ hvor langt bort vi er fra likevekten mens faktoren α_1 forklarer tilpasningshastigheten tilbake mot likevekten. Lik tolkning gjelder for den andre ligningen (Zivot og Wang, 2006).

3.4 Modeller for volatilitet

Cambell et al. (1997) sier at vilkårene til opsjonskontrakter er ikke-lineære, og videre at investorers vilje til veksling mellom avkastning og risiko er ikke-lineære. Samspillet mellom markedsaktører, prosessen fra når informasjon kommer ut til det blir priset inn i verdipapirer, og dynamikken mellom fluktueringer i verdensmarkedet kjennetegnes også ved å være ikke-lineære. Til motsetning fra andre modeller som brukes for å modellere volatilitet og korrelasjon, så er ikke ARCH eller GARCH lineære modeller. Campbell et al. (1997) definerte en ikke-lineær data genereringsprosess, som en prosess der den nåværende verdien av serien er relatert (ikke-lineært) til nåværende og tidligere verdier av feilleddet, som gitt ved:

$$y_t = f(u_t, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots)$$

Hvor u_t er et feilledd og f er en ikke-lineær funksjon. En mer spesifisert formel for denne type modeller er gitt ved:

$$y_t = g(u_t, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) + u_t \sigma^2(u_{t-1}, u_{t-2}, \dots)$$

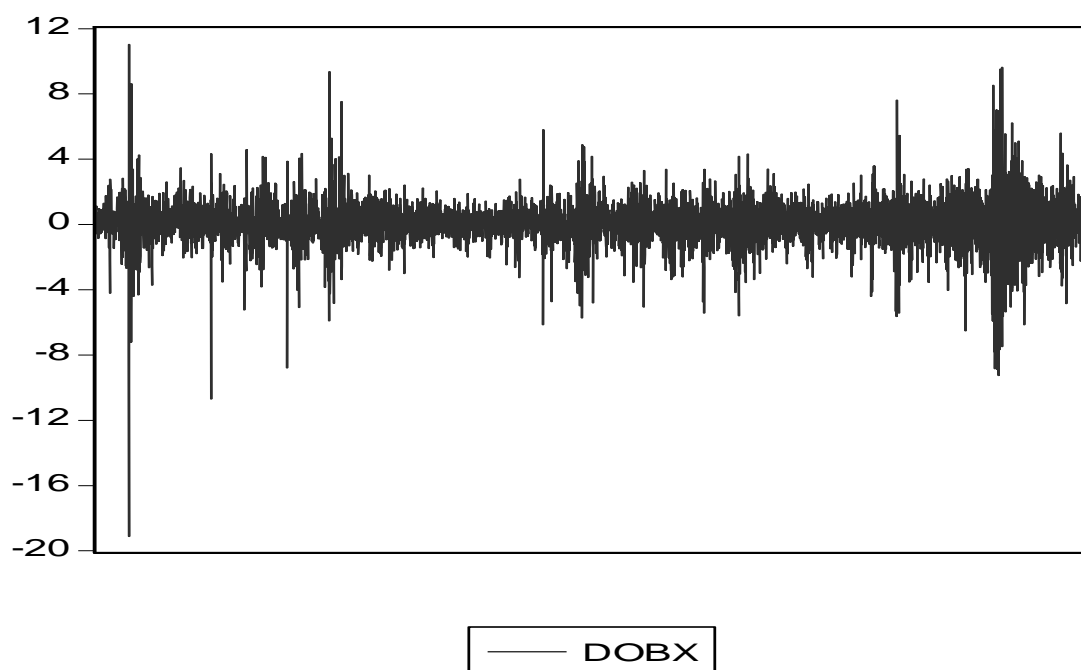
Hvor g er en funksjon av tidligere feilledd og σ^2 er varians. Campbell et al. (1997) karakteriserer modeller med en ikke-lineær $g(\dots)$ som ikke-lineære i gjennomsnittet. Mens modeller med ikke-lineær $\sigma(\dots)^2$ karakteriseres som ikke-lineære i variansen. Et eksempel på modeller som er lineære i gjennomsnittet, men ikke-lineære i variansen er GARCH modeller.

Det finnes svært mange forskjellige ikke-lineære modeller, men bare noen få av dem blir brukt innen finans. ARCH og GARCH er de mest populære av disse modellene. De blir brukt primært for å forutsi volatilitet og for å beregne markedsrisiko. Bruken av slike modeller har økt mye de siste 20 årene. Det finnes nå så mange typer modeller av betinget varians, at det har blitt vanlig at hele klassen av denne type modeller nå enten går under ARCH eller GARCH modeller. For vår oppgave blir GARCH modeller sentralt. Tidligere studier innen temaet vi skriver om har som oftest tatt i bruk en eller annen form for GARCH modell til å forklare gitte egenskaper (Berben og Jansen, 2005).

3.4.1 Volatilitetsklynger

En avgjørende grunn til å bruke GARCH modeller, er at den kan vise volatilitetsklynger. Det er en tendens til at store endringer i for eksempel aksjepriser blir etterfulgt av nye store prisendringer (enten positive eller negative), mens små endringer i aksjepriser blir etterfulgt av små endringer. GARCH kan med andre ord vise at volatiliteten i en periode korrelerer med volatiliteten fra perioden før, altså en klynge.

Figur 3.1: Volatilitetsdiagram OBX



Et eksempel på slik klynger, kan vi se av figur 2 som er et volatilitetsdiagram av OBX indeksen.

Cont (2005) viser hvordan volatilitet klynger seg. Hvis vi betegner S_t som prisen på et finansielt aktivum, og $X_t = \ln S_t$. Gitt en tidsperiode Δ , er logaritmen til avkastningen på perioden Δ gitt ved:

$$r_t = X_{t+\Delta} - X_t = \ln \frac{S_{t+\Delta}}{S_t}$$

Perioden Δ kan variere mellom et minutt til flere dager for ticker-data. Observasjoner er tatt ved spesielle tidspunkter $t_n = n\Delta$. Etterslep vil bli angitt

av den greske bokstaven τ , vanligvis vil τ være et multiplum av Δ i estimatene. For eksempel, hvis $\Delta = 1$ dag, korr [$rt + \tau$, rt] betegner korrelasjonen mellom den daglige avkastningen tilbake på perioden t , og den daglige avkastningen τ perioder senere (Cont, 2005).

For å kunne gi en mulig økonomisk forklaring på hvorfor vi får slike volatilitetsklynger, må vi se på tidligere studier av fenomenet. Guillaume et al. (1997) foreslår at ankomst av informasjon kan være heterogen, og det kan være en av årsakene til at vi får volatilitetsklynger. Det vil si at informasjon kan komme i puljer som vil gjøre at flyten ikke er lik hele tiden, men at vi får mer informasjon i visse tidsrom sammenlignet med andre tidsrom. LeBaron (2001) undersøkte virkningene av mangfoldet i tidshorisonter på prisdynamikken i et kunstig aksjemarked. Undersøkelsen hans viste at tilstedeværelse av heterogenitet i tidshorisonter kan føre til en økning i avkastningsvariabilitet, og at volatilitet-volumforholdet var tilnærmet likt som et virkelig aksjemarked. Finanskrisen vi nettopp har opplevd kjennetegnes av en volatilitetsklynge. Og hvis vi ser nærmere på den, ser vi at informasjonsflyten før krisen var begrenset i forhold til etter at krisen var et faktum. Da hadde plutselig alle TV kanaler og finansaviser store oppslag og fokus på at verden var i resesjon og at bankene hadde mange ”råtne lån”. Hadde informasjon om disse lånene vært kjent på et tidligere stadium, så ville kanskje ikke krisen vært like omfattende.

Lux og Marchesi (2000) testet ut om volatilitetsklynger oppstår ved atferdsforandringer hos investorer. De satt opp to typer av investoradferd. Fundamentalister og støytradede. En fundamentalist forventer at prisen på et aktivum vil følge den reelle verdien til aktivumet i det lange løp. Støytradede derimot prøver å forutse trender i et marked, og gjøre investeringer ut i fra det. Noe som fører til en stimtendens. Evaluering av ytelsen gjør støytradede ved å se på realisert gevinst, mens fundamentalister evaluerer sin ytelse ved å regne på forskjellen mellom pris og den reelle verdien til aktivumet. All prising er basert på diskontering av forventede kontantstrømmer, altså psykologisk bestemt. ”Forventninger varierer i takt med den generelle stemningen i markedet, og det samme gjør diskonteringsfaktoren” (Keynes, 1932) og (Minsky, 1982). Det vil si at en fundamentalist regner på forskjellen mellom prisen på et aktivum og verdien de mener aktivumet har, ut i fra diskonteringsfaktoren. Aktivapriser i markedet forandres ut i fra ubalanse mellom tilbud og etterspørsel. Når antall støytradede overgår en kritisk grense får vi en periode med et volatilitetshopp. Dette hoppet vil derimot bli

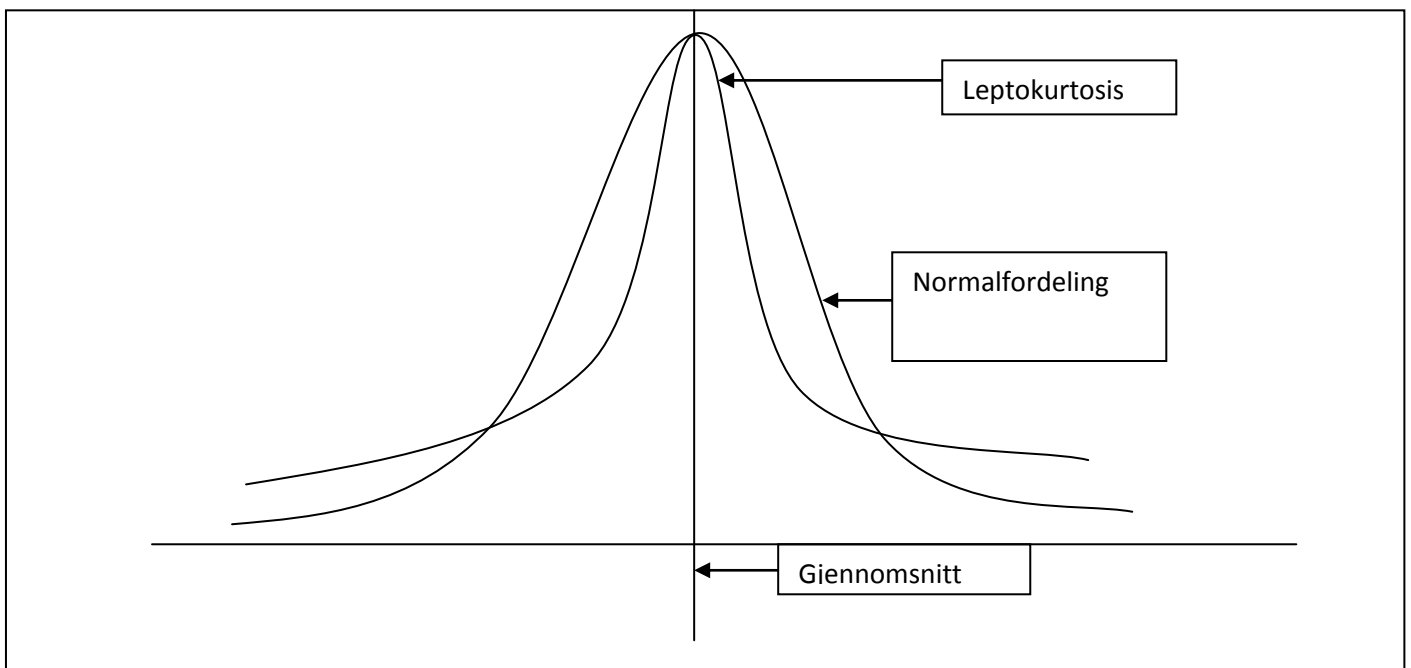
jevnet ut relativt fort av stabiliserende trender. Hvis investorer velger fritt mellom disse to adferdstypene, så mener forskerne at denne atferdsbytingen fører til volatilitetsklynger.

Studier gjort av blant annet Longin og Solnik (2001), Hamao et al. (1990) har vist at stor volatilitet i verdensmarkedene har blitt etterfulgt av en økning i korrelasjonen mellom internasjonale markeder. Derfor vil en modell som viser oss volatilitetsklynger kunne gi oss nyttig innsikt i forhold til vår problemstilling.

3.4.2 Leptokurtose

En fordel med ARCH og GARCH er at de tillater leptokurtose, eller med andre ord viser en fordeling som har tykkere haler og en høyere bue rundt gjennomsnittet.

Figur 3.2: Leptokurtosefordeling sammenlignet med normalfordeling



Begge kurvene i figur 3 er bygget opp av flere observasjoner til en aksjekurs. En normalfordeling er stor rundt gjennomsnittet. Det vil si at de fleste observasjoner treffer nært gjennomsnittet mens noen få observasjoner har høye eller lave verdier. Den viser dermed at

det er stor sannsynlighet for mindre prisøkninger, og lav sannsynlighet for at verdier høyt over eller under gjennomsnittet skal inntreffe.

En leptokurtosekurve viser også at mesteparten av observasjonene treffer nært gjennomsnittet, men den har en ”tårnlignende” form. Det vil si at verdiene rundt gjennomsnittet er mer konsentrert, og faller fortere enn en normalfordeling når vi begynner å bevege oss ut mot kantene. Kantene til en leptokurtosisk fordeling er også høyere enn kantene til en normalfordeling. Det vil si at den viser at det er høyere sannsynlighet for at ekstreme verdier skal inntreffe (Brooks, 2008).

Volatiliteten til aksjer har vist seg i praksis å være kjennetegnet ved leptokurtose. Det vil si at for det meste, så beveger aksjekursen seg helt tilfeldig. Men når den først beveger seg i en gitt retning, så beveger den seg fortere og lengre enn forventet. Vi skal se på aksjeindekser, som vil si at det er en fordel for oss å bruke en modell som tillater for leptokurtose, for ikke å utelukke en større sannsynlighet for ekstreme verdier.

3.4.3 Vekslingsmodeller og giringseffekten

En annen fordel med ARCH og GARCH er at de kan brukes til å vise prognoser av fremtidig volatilitet og vekslingsmodeller, som tillater oppførselen til en serie å følge ulike prosesser på ulike tidspunkter. En ”Smooth-Transition Correlation” GARCH er blant annet brukt av Berben og Jansen (2005) for å vise sammenhenger mellom de største aksjebørsene. De viste blant annet at deres STC-GARCH modell er i stand til å fange opp et stort utvalg med mønstre av endringer. Og sammen med en ”Lagrange Multiplier” prosedyre for hypotesetesting, kom de frem til at korrelasjonen mellom børsene i England, USA og Tyskland har økt fra 0,3 til 0,65 i perioden 1980 til 2000. Denne type modell viste også at korrelasjonen økte fortere i enkelte tidsrom mellom noen av børsene enn den gjorde på andre. For eksempel så startet ikke korrelasjonen mellom Tyskland og USA å øke før i 1995, mens korrelasjonen mellom Tyskland og England startet å øke i 1985.

Enkelte klasser av asymmetriske GARCH modeller kan også fange opp giringseffekten. Denne effekten ender i at observert aktivaavkastning blir negativt korrelert med endringer i volatiliteten. Det vil si at for enkelte aktivaklasser har volatilitet en tendens til å stige som følge av lavere enn forventet avkastning, og å falle i respons til høyere enn forventet avkastning. En mulig årsak til dette er at folk blir mindre villig til å selge en aksje som går

bedre en forventet, sammenlignet med en aksje som gjør det dårligere enn forventet. Vi holder på de gode og selger unna de dårlige.

Bouchaud et al. (2008) kom frem til at en giringseffekt på individuelle aksjer har en moderat korrelasjon, og forsvinner etter et par måneder. For aksjeindekser observerte de at korrelasjonen er mye sterkere, men forsvinner mye fortere, som oftest i løpet av noen dager. Grunnen de oppgir for en slik forskjell på enkeltaksjer og aksjeindekser er at enkeltaksjer har en forsinkende effekt, mens aksjeindekser har en mer panikkeffekt. Giringseffekten forsvant eksponentielt for både enkeltaksjer og indekser.

3.4.4 Estimering av ARCH og GARCH

Siden ARCH og GARCH modeller ikke har den vanlige lineære formen, så kan ikke OLS brukes til estimering av disse modellene. Den mest fundamentale grunnen til det, er at OLS minimerer den gjenværende summen av kvadrater (RSS). Og RSS er bare avhengig av forventningsligningen, og ikke betinget varians. Derfor vil ikke RSS minimering vise det rette bildet (Brooks, 2008).

I stedet må vi bruke en annen metode for å kunne estimere ARCH og GARCH. Denne metoden går under navnet "Maximum Likelihood" metoden som går ut på å finne verdiene til parametrene gitt de tallene vi har. Måten vi kommer frem til dette, er først å bruke regresjon til å estimere parametrene til gjennomsnittet, og så tippe på noen initiale verdier til den betingede variansens parametre. Etter det kan man regne seg til et toppunkt. Denne utregningen er så tidkrevende at den stort sett blir gjort ved hjelp av dataprogrammer som blant annet EViews.

3.4.5 GARCH modeller

Valg av GARCH modell avhenger av hvilken type data vi har, og hva vi skal finne ut. Målet vårt med GARCH modellen er å se på volatilitetsklynger, og hva disse gjør med diversifiseringspotensialet for norske investorer.

Engle og Ng utarbeidet i 1993 en test for å finne ut om en serie er asymmetrisk, og hvis den viste seg å være det, hvilken type modell som passet best å bruke. Testen er kjent som en forventningsskjevhetsstest på tegn og størrelse. Blant modellene som ble testet for å se hvor

bra de var på å gi en rett estimering av den betingede variansen når en serie er asymmetrisk, var GARCH (1,1), AGARCH(1,1), VGARCH(1,1), NGARCH(1,1), EGARCH(1,1) og GJR. Av disse var det bare EGARCH og GJR som ga gode nok resultater angående asymmetrien. GJR viste seg å være den beste modellen, men det trenger ikke å være tilfellet for all type data. Børsindeksdata av typen vi bruker har vært testet for asymmetri i mange tidligere undersøkelser, blant annet Engle og Ng (1993). På bakgrunn av dette kunne vi ha tatt utgangspunkt i tidligere litteratur og antatt at våre talldata er asymmetrisk.

Vi står dermed foran et valg mellom en EGARCH modell av formen:

$$\ln(h_t) = \omega + \beta * \log h_{t-1} + \gamma * \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

Hvor den betingede variansen h_t er en asymmetrisk funksjon av den laggede forstyrrelsen ε_{t-1} (Nelson 1991).

Eller en GJR modell av formen:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1}$$

Hvor $I_{t-1} = 1$ hvis $u_{t-1} < 0$ $I_{t-1} = 0$ hvis $u_{t-1} \geq 0$

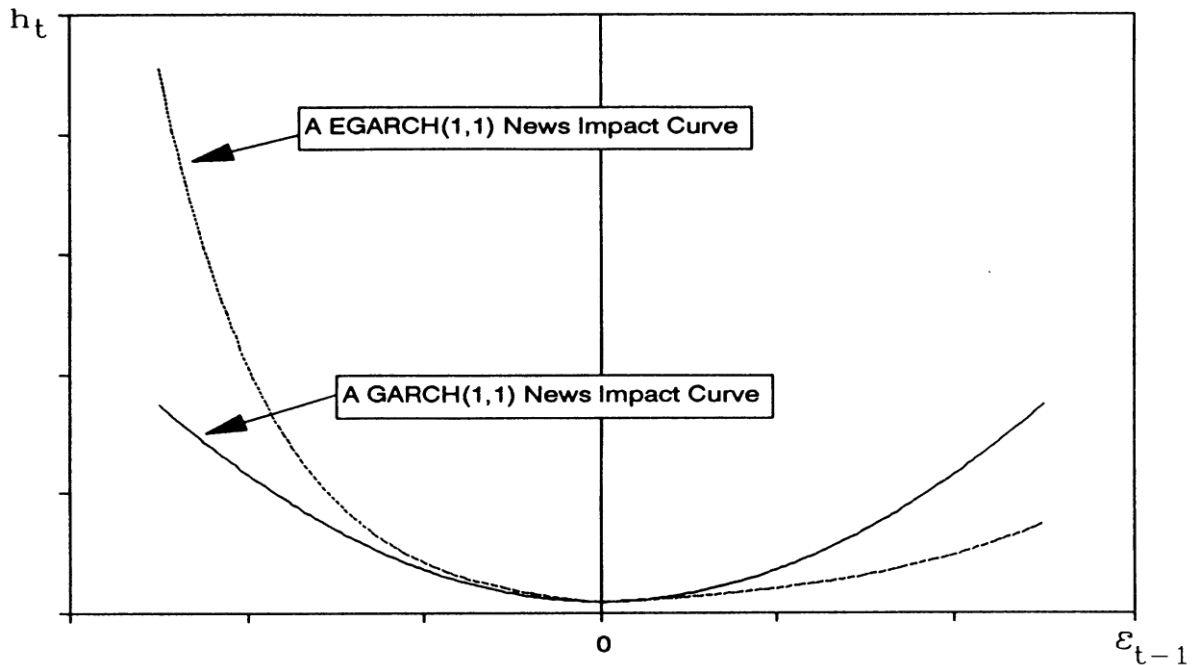
(Golsten et al., 1993).

Det som skjer hvis vi bruker en vanlig GARCH(1,1) modell i stedet for EGARCH eller GJR når talldata er asymmetrisk, er at en GARCH modell vil underestimere volatiliteten etter et stort fall på indeksene, og overestimere ved stor oppgang. Noe som kommer frem ved å se på en nyhetseffektkurve, som vist i figur 3.3.

Figur 3.3: Nyhetseffektkurve

1754

The Journal of Finance



Engle og Ng (1993)

3.5 Residualtester

3.5.1 Test for autokorrelasjon

En forutsetning som kommer fra forstyrrelsestermen til den klassiske lineære regresjonsmodellen er at kovariansen mellom feilledd over tid er lik null. Med andre ord betyr dette at det er antatt at feilleddene er ukorrelert med hverandre. Hvis feilleddene ikke er ukorrelert med hverandre vil det bety at det er autokorrelasjon, eller at feilleddene er seriekorrelerte.

Et naturlig første steg for å oppdage autokorrelasjon ville vært å plote feilleddene i et diagram for å se etter mønster. Men dette er vanskelig i praksis, så bruk av en formell statistisk test vil fungere bedre. Durbin-Watson sin test for autokorrelasjon er den vanligste testen for tidsseriedata. Men på den annen side er det viktig å ha klart for seg at denne testen ikke er relevant i mange tilfeller. For eksempel hvis fordelingen til feilleddene ikke er normale, eller hvis den avhengige variabelen er i en lagget form som en uavhengig variabel, er ikke Durbin-Watson testen en hensiktsmessig test for autokorrelasjon. Et annet problem

med Durbin-Watson testen er at den ikke klarer å oppdage flere typer autokorrelasjon i feilleddene. For eksempel hvis $\text{korr}(\hat{u}_t, \hat{u}_{t-1}) = 0$, mens $\text{korr}(\hat{u}_t, \hat{u}_{t-2}) \neq 0$, så vil ikke Durbin-Watson testen klare å finne noe autokorrelasjon. En mulig løsning på dette vil være å erstatte \hat{u}_{t-1} i ligningen nedenfor med \hat{u}_{t-2} .

$$DW \frac{\sum_{t=2}^T (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^T \hat{u}_t^2}$$

Men på den annen side vil en slik parvis undersøkelse av korrelasjon være rotete i praksis samtidig som det ikke er innebygd i økonometriske programvarer. Økonometriske programvarer i dag er kun programmert til å konstruere Durbin-Watson tester med bruk av lag fra en periode.

En annen test som ikke har disse begrensningene er Lagrange Multiplier (LM) eller Breusch-Godfrey. Dette er en felles test, som tester for autokorrelasjon opp til r th orden. Testen undersøker forholdet mellom \hat{u}_t og flere av de laggede verdiene samtidig. Modellen for feilleddene under denne testen er:

$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} + \rho_3 u_{t-3} + \dots + \rho_r u_{t-r} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$$

Nullhypotesen og alternativhypotesen er:

$$H0: \rho_1 = 0 \text{ og } \rho_2 = 0 \text{ og } \dots \text{ og } \rho_r = 0$$

$$H1: \rho_1 \neq 0 \text{ eller } \rho_2 \neq 0 \text{ eller } \dots \text{ eller } \rho_r \neq 0$$

Så under nullhypotesen er ikke nåværende feilledd relatert til noen av de r tidligere verdiene. Fordelen ved denne testen sammenlignet med Durbin-Watson testen er at den er mer generell og kan bli brukt i flere tilfeller siden den ikke har innført restriksjoner på formatet til regresjonen slik Durbin-Watson har gjort. Et mulig problem ved bruk av Breusch-Godfrey LM testen er å bestemme antall lags av residualene for å kalkulere testen. En metode som har blitt mye brukt er å bestemme antall lags ut i fra frekvensen på dataene som blir brukt. I vårt tilfelle bruker vi månedlige observasjoner på våre tidsseriedata og har derfor brukt 12 lags.

3.5.2 Test for normalitet

Forutsetningen om normalitet ($u_t \sim N(0, \sigma^2)$) er nødvendig for å kunne utføre enkeltvis eller felles hypotesetester om modellparametere.

Vi har kjørt en multivariate utvidelse av Jarque-Bera testen. Denne testen sammenligner skjevhet og kurtose i residualene med de fra normalfordelingen. I den multivariate versjonen må vi velge en metode for ortogonalisering av residualene. I VAR systemer er gjerne residualene mer eller mindre korrelerte med hverandre. Det vil derfor være nødvendig å oppheve denne krysskorrelasjonen for å gjennomføre tester for normalitet gjennom ortogonalisering. Vi har benyttet metoden til Doornik-Hansen, kvadratrot av korrelasjon, siden denne er uavhengig av rekkefølgen på variablene som inngår i VAR.

Jarque-Bera teststatistikken er gitt ved:

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

Hvor T er antall observasjoner. Teststatistikken følger asymptotisk en kjikvadratfordeling under nullhypotesen at fordelingen av tidsseriene er symmetriske og mesokurtic. b_1 og b_2 kan estimeres ved å bruke residualene fra OLS regresjonen, \hat{u} . Nullhypotesen om normalfordeling vil derfor forkastes dersom residualene fra modellen enten inneholder signifikant skjevhet, leptokurtose eller platykurtose.

I praksis har det vist seg at sannsynligheten for leptokurtosiske fordelinger karakteriserer mye finansdata samt residualene fra finansielle tidsseriemodeller. Jarque-Bera formaliserer disse ideene ved å teste om skjevhetskoeffisienten og overskuddskurtosekoeffisienten er samlet lik null. Ved å uttrykke feilleddene som u og deres varians som σ^2 , kan det bli bevist at skjevhet og kurtose kan respektivt bli uttrykt som:

$$b_1 = \frac{E[u^3]}{(\sigma^2)^{3/2}} \quad \text{og} \quad b_2 = \frac{E[u^4]}{(\sigma^2)^2}$$

Kurtosen til en normalfordeling er lik 3 så overskuddskurtosen ($b_2 - 3$) er lik null.

3.5.3 Test for heteroskedastisitet

For å kunne bruke OLS til å kjøre en kointegrasjonstest, så må betingelsen om at variansen til standardfeilen er konstant være oppfylt:

$$\text{var}(u_t) = \sigma^2 < \infty$$

Hvis den ikke er det, så er den betegnet som heteroskedastisk. En tidsserievariabel skal ikke inneholde heteroskedastisitet. Går vi videre med estimering og inferens når heteroskedastisitet er tilstedeværende, så vil OLS fortsatt gi pålitelige og konsistente koeffisientestimater, men de vil ikke lenger være BLUE (Best Linear Unbiased Estimate). Det vil si at de ikke lenger gir minst mulig varians blant klassen av pålitelige estimatorene. Grunnen til det er at variansen til standardfeilen ikke spiller noen rolle for om OLS estimatorene er pålitelige og konsistente, men den kommer inn i ligningen for koeffisientvariansen. Denne ligningen for standardfeilen til koeffisienten holder ikke lenger mål hvis variansen til standardfeilen er heteroskedastisk. Vi ender da opp med å få en spuriøs test (Brooks, 2008).

Det er flere måter å finne ut om variansen til standardfeilen er heteroskedastisk, hvor den mest brukte nå til dags er White sin test. Hvis vi antar at regresjonen som skal estimeres er av standard lineær form:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_{2t} + \beta_3 x_{3t} + u_t$$

Så kjører White's test en regresjon av formen:

$$\hat{u}_t^2 = \alpha_1 + \alpha_2 x_{2t} + \alpha_3 x_{3t} + \alpha_4 x_{2t}^2 + \alpha_5 x_{3t}^2 + \alpha_6 x_{2t} x_{3t} + v_t$$

Hvor v_t er et normalfordelt feilkorreksjonsledd uavhengig av u_t . Testen sjekker om variansen til standardfeilen blir påvirket av noen av regressorene, deres kvadrater eller kryssprodukter. Fordelen med denne testen er at den spesifikt tester om noe heteroskedastisitet i tallmaterialet forårsaker varians-kovarians matrisen i OLS estimatoren til å avvike fra dens vanlige formel (Brooks, 2008).

Vi har brukt White's test på alle kointegrasjonsparene for å teste om heteroskedastisitet er tilstede i våre talldata. Testene viste at vi trengte å bruke dummy variabler i noen av parene for å kvitte oss med heteroskedastisitet. Dette kommer frem av heteroskedastisitetstestene senere.

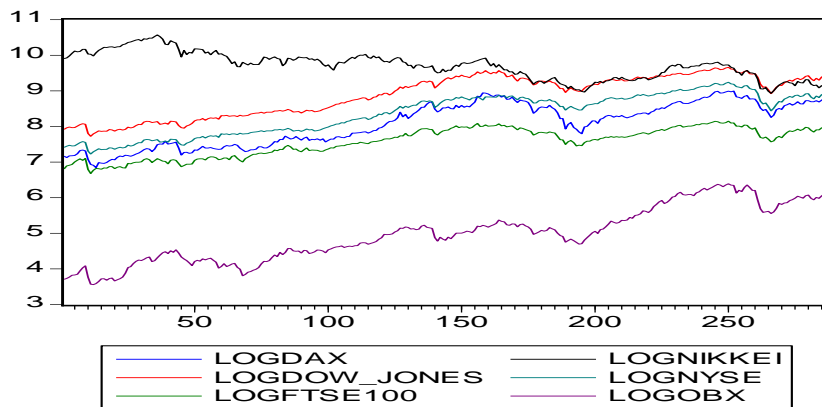
3.6 Datagrunnlag

Datamaterialet som benyttes inkluderer månedlige observasjoner på følgende variabler for kointegrasjonstestene. For GARCH testene har vi brukt daglige observasjoner på børsindeksene OBX, Nikkei, NYSE, Dow Jones, FTSE 100 og DAX.

Variabelnavn i Eviews	Symbol i DATASTREAM	Symbol i teksten	Beskrivelse
OBX	OSLOASH	OBX	Oslo All Share prisindeks
Nikkei	JAPDOWA	Nikkei	Nikkei 225 gjennomsnittlige prisindeks
NYSE	NYSEALL	NYSE	NYSE composite prisindeks
DOW	WILEQTY	Dow Jones	Dow Jones totale prisindeks
FTSE 100	FTALLSH	FTSE 100	FTSE All Share prisindeks
DAX	DAXINDX	DAX	DAX 30 performance prisindeks
Brent Oil	OILBREN	Brent Oil	Råolje – Brent nåværende mnd US/ Barrel
UK bond yield	UKMCRPB	UK bond yield	UK bond yield corporate – middle rate
Importindex	EIUR	Importprisindeks	BEA sluttbruker importindeks USA
Exportindex	EUIQ	Eksportprisindeks	BEA sluttbruker eksportindeks

Alle de ovenfornevnte tidsserier er hentet fra Thomson Reuters DATASTREAM bortsett fra importprisindeks og eksportprisindeks som er hentet fra US Bureau of Labour Statistics sine hjemmesider (Bureau of Labor Statistics, n.d).

Figur 3.4: Prisindeks for OBX, FTSE 100, NYSE, Dow Jones, DAX og Nikkei



Fra den naturlige logaritmen til de ulike prisindeksene kan vi se at alle indeksene bortsett fra Nikkei beveger seg noenlunde i takt med hverandre. Våre data begynner i januar 1987 som er sammenfallende med den store depresjonen i 1987. Alle prisindekser vi har med bortsett fra Nikkei ble negativt påvirket av denne depresjonen som startet i USA. I 1987 var Nikkei indeksen nær sin høyeste verdi noensinne. Fra grafen til Nikkei kan vi se at indeksen hadde sin høyeste verdi noensinne i slutten av 1989, og har etter dette falt kontinuerlig frem til slutten av IT boblen i 2002. Etter dette har Nikkei indeksen hentet seg igjen frem til finanskrisen startet i 2008 hvor alle prisindekser vi har med i denne studien opplevde et betydelig fall.

Av alle de andre prisindeksene vi har med kan vi se at alle har hatt en jevn oppgang etter depresjonen i 1987. Vi ser også at alle prisindeksene hadde et betydelig fall under IT boblen rundt tusenårsskiftet og under finanskrisen som startet i 2008. Ut ifra grafene kan man også se at OBX har hatt den kraftigste økningen etter IT boblen og frem til finanskrisen startet i 2008.

Tabell 3.1: Oppsummeringsstatistikk for alle børsindeksene

	dOBX	dDAX	dDow_Jones	dFTSE100	dNikkei	dNYSE
Gj. Snitt	0,011	0,008	0,0066	0,0054	-0,00035	0,0065
Median	0,022	0,015	0,013	0,0097	0,0024	0,0109
Std avvik	0,0667	0,0638	0,0458	0,0466	0,0627	0,044
Skewness	-0,9789	-0,5886	-1,0642	-0,9639	-0,2762	-1,0907
Kurtosis	5,0794	4,8599	5,9172	6,74	3,6782	6,5529
JB	97,5379	57,9364	155,9380	211,71	9,1502	207,8497
P-verdi	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0103	0,0000

Statistikken som er presentert i tabellen over definerer gjennomsnittlig månedlig avkastning som $((p_t - p_{t-1})/p_{t-1})$. Alle markedene med unntak av Nikkei viser til positiv gjennomsnittsavkastning i perioden januar 1987 til desember 2010. Det varierer også en del i månedlig volatilitet i form av standardavvik mellom markedene hvor NYSE er den indeksen som viser til lavest volatilitet.

Våre tidsserier er kjennetegnet ved et gjennomsnitt som ikke er lik null. Alle våre tidsserier med unntak av Nikkei har positiv månedlig gjennomsnittsavkastning. Det er viktig for oss å anslå om våre data har et gjennomsnitt som er forskjellig fra null, om dataene har deterministisk trend og/ eller stokastisk trend før vi bestemmer hvilken test vi skal kjøre. Kointegrasjonsligningen vil kunne ha konstant og deterministisk trend. Den asymptotiske fordelingen til LR teststatistikken for kointegrasjon følger ikke den vanlige kjikvadratfordelingen og avhenger av forutsetningen gjort med hensyn på deterministiske trender. Derfor vil det være nødvendig for oss å ha en antagelse angående trenden i våre underliggende data som diskutert i kapittel (3.2) for at vi skal kunne kjøre kointegrasjonstestene (Brooks, 2008). Vi har valgt å kjøre våre Johansen kointegrasjonstester under alternativ tre i EVIEWS ettersom alle våre tidsserier er kjennetegnet ved stokastisk trend slik at kointegrasjonsligningen fra Johansen testen i EVIEWS da blir:

$$H_1(r): \Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha(\beta' y_{t-1} + \rho_0) + \alpha_1 \gamma_0$$

Hvor nivådata y_t har lineære trender mens kointegrasjonsligningen har konstanter. Termen α representerer den deterministiske termen som er utenfor kointegrasjonsforholdet (Eviews 5, 2004, s.737).

Vi har også inkludert dummy variabler som eksogene variabler i noen av ligningene som fremkommer i kapittel 4. Dette har vi gjort for å jevne ut de mest ekstreme observasjonene slik at vi har kunnet få tilfredsstillende residualer. Alle våre parvise tester baserer seg på to lags. De laggede variablene er spesifisert som lags av termen for førstedifferansen brukt i hjelperegresjonen, og ikke som termen for nivå. Årsaken til at vi bruker to lags begrunnes ifølge Juselius (2006) med at en enkel todimensjonal VAR(2) modell kan generere et veldig rikt dynamisk mønster i variablene x_t (Juselius, 2006). Siden andre typer misspesifikasjoner slik som utenforliggende observasjoner og kryssing av gjennomsnittet ofte vil kunne generere autokorrelerte residualer, vil lagtester ofte foreslå for mange lags i en modell som sliter med slik misspesifisering. Ifølge Juselius (2006) vil det å tilføye for mange lags være mer skadelig for resultatene enn å akseptere litt moderat autokorrelasjon i residualene i modellen. I praksis er det sjeldent behov for mer enn to lags i en velspesifisert modell (Juselius, 2006). Dette innebærer at desto flere lags inkludert vil føre til flere estimerte parametere som igjen fører til større konsum av frihetsgrader. Dette er uønskelig siden frihetsgrader inngår i beregningen av standardfeilen til de estimerte parametrene.

3.7 Sammendrag

Vi har i dette kapitlet sett på teorien bak Johansen og Engle og Granger sine teknikker for å teste for kointegrasjon. Dette har hjulpet oss med å bestemme hvilken type kointegrasjonstest vi skal bruke i våre analyser. Vi vil kjøre parvise og eventuelt multivariate tester ved bruk av Johansen's metode, siden den har evnen til å oppdage flere kointegrasjonsforhold mellom ulike variabler. Dette er noe som Engle og Granger metoden ikke klarer, da den kun har evnen til å oppdage om det eksisterer ett kointegrasjonsforhold mellom to eller flere variabler. Vi har også sett på fordelene ved bruk av en GARCH modell. Sentral del av GARCH testingen for vår del videre vil være volatilitetsklynger for å kunne anslå om det er fordeler ved diversifisering over de periodene vi skal analysere. Blant annet har vi kommet frem til at vi må bruke en form for EGARCH eller GJR-GARCH siden våre talldata mest sannsynlig er asymmetrisk.

4. Empiriske Resultater

I dette kapitlet ser vi først på de parvise kointegrasjonstestene. For de indeksene som ikke kointegrerer over de ulike periodene, vil vi gå videre å kjøre en multivariate kointegrasjonstest. Dersom det viser seg å være kointegrasjonsforhold i de multivariate testene, så trenger vi å undersøke parametrene alfa og beta fra feilkorreksjonsmodellen nærmere. Etter dette har vi kjørt tester for å finne ut hvilken GARCH modell som egner seg best for vårt tallmateriale. Og så ser vi på volatilitet, standardavvik og variansgrafene hvor resultatene vil fortelle oss i hvilke tidsperioder volatilitetsklynger oppstår. Ved å se på når volatilitetsklynger oppstår vil kunne trekke konklusjoner angående diversifiseringspotensialet samt at resultatene fra disse testene har hjulpet oss med å velge hvilke underperioder som vi har kjørt både kointegrasjonstester og korrelasjonstester.

4.1 Periode 1: januar 1987 til desember 2010

4.1.1 Residualtester

Fra testresultatene til den justerte Dickey-Fuller testen i appendiks 1 kan man se at alle variablene er mindre negative enn de kritiske verdiene på nivåform. Derfor konkluderer vi med minst en enhetsrot i alle tidsserievariablene. I appendiks 2 hvor vi tester for enhetsrøtter i førstedifferansen er t-verdien til alle tidsserievariablene mer negativ enn de kritiske verdiene til både 1 og 5 prosents signifikansnivå, som betyr at vi konkluderer med at alle variablene er stasjonære i førstedifferansen.

I appendiks 3 har vi testresultatene fra de parvise Breusch-Godfrey LM testene vi har kjørt i Eviews. Vi kan se at sannsynligheten til alle de parvise testene for alle lags ligger over 5 prosent, som betyr at vi kan akseptere nullhypotesen om at det ikke er noe autokorrelasjon. Vi konkluderer derfor med at det ikke er noe autokorrelasjon i våre tidsseriedata for denne perioden.

Ut i fra testresultatene fra Jarque-Bera testen for normalitet som finnes i appendiks 4 kan vi se at i det første tilfellet mellom OBX og Dax er signifikant skjevhet i både komponent 1 og 2 som er OBX og DAX respektivt. På den annen side så er kurtosen til OBX tilnærmet normalfordelt mens kurtosen til Dax er kjennetegnet ved en kurtose som ikke er normalfordelt. I tilfellet OBX/ Dow Jones kan vi se at det er signifikant skjevhet og kurtose i Dow Jones variabelen mens det kun er signifikant skjevhet i OBX variabelen.

Normalfordelingen til FTSE 100 viser også signifikant skjevhet og kurtose. I tilfellet med OBX/ Nikkei kan vi se at Nikkei variabelen oppfyller kriteriene for normalfordeling. I tilfellet med OBX/ NYSE kan vi se at det er signifikant skjevhet og kurtose i NYSE variabelen.

De felles Jarque-Bera resultatene viser at vi må forkaste nullhypotesen om normalfordeling i alle tilfeller siden sannsynligheten i alle tilfeller ligger under 5 prosent. Dette betyr at vi forkaster antagelsen om normalfordeling for alle variablene og konkluderer med at ingen av våre variabler oppfyller kravet om normalfordeling. Dette kravet er nødvendig for å utføre enkle eller felles tester angående modellparametrene. Våre variabler med unntak av Nikkei viser seg å ha en leptokurtosisk fordeling som kjennetegnes ved fetere haler og en høyere topp rundt gjennomsnittet sammenlignet med en normalfordeling. Fordelingen til Nikkei på den annen side er tilnærmet normalfordelt.

Testresultatene fra White's test for heteroskedastisitet i appendiks 5 viser ingen tegn til heteroskedastisitet ettersom sannsynligheten til den felles kjikvadratstatistikken for alle testene er over 5 prosent. Vi aksepterer derfor nullhypotesen for alle testene om ingen heteroskedastisitet.

I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 1 har vi inkludert følgende dummy variabler:

OBX/ DAX: ingen

OBX/ DOW: dum1998m8, dum2000m11, dum2001m2, dum2002m9 og dum2008m10

OBX/ FTSE 100: ingen

OBX/ Nikkei: dum1990m2, dum1990m3, dum2008m1, dum2008m9 og dum2008m10

OBX/ NYSE: dum2008m9 og dum2008m10

4.1.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 1

Fra ADF testene for enhetrotter har vi konkludert med at alle tidsserievariablene er $I(1)$.

Kointegrasjonstester på disse seriene kan nå bli utført for å undersøke kointegrasjonsforholdet mellom variablene. Tabell 7 viser de parvise Johansen testene. Første kolonne i tabellen viser hvilke indekser som inngår i de parvise testene. Andre kolonne er VEC(p) modellen basert på kriteriene nevnt ovenfor. Tredje og fjerde kolonne viser nullhypotesen og alternativhypotesen til tracetesten. Den siste kolonnen viser den endelige

konklusjonen på testen. For eksempel så viser første raden den parvise kointegrasjonstesten mellom Oslo Børs og Tokyo Børsen. Vi har brukt en VEC(7) modell til å utføre denne testen. Tracestatistikk er på 5,217, som er lavere enn 15,4947, den kritiske verdien til 5 prosenters signifikansnivå. Vi konkluderer derfor med at det ikke er tegn til noe kointegrasjonsforhold mellom OBX og Nikkei over denne tidsperioden.

Tabell 4.1: Kointegrasjonstester periode 1: parvis test 5% kritisk verdi

Indeks	VEC(p)	H0	H1	Trace statistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
OBX-Nikkei	p= 7	r=0	r>0	5,217	15,4947	r=0
OBX- NYSE	p=4	r=0	r>0	2,2326	15,4947	r=0
OBX-FTSE100	p=2	r=0	r>0	2,8012	15,4947	r=0
OBX-DOW	p=7	r=0	r>0	2,481	15,4947	r=0
OBX-DAX	p=2	r=0	r>0	4,0866	15,4947	r=0

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

Det er et forhold mellom tester for kointegrasjon og tester for enhetsrøtter. Tester for enhetsrøtter blir utført på univariate tidsserier, mens tester for kointegrasjon omhandler forholdet mellom en gruppe variabler som alle hver for seg har en enhetsrot.

Kointegrasjonstester ser på lineære langtidsforhold mellom økonomiske variabler. Dersom man ikke klarer å finne noe kointegrasjon betyr ikke det nødvendigvis at det ikke er noe stabilt langtidsforhold mellom variablene, bare at det ikke er noe lineært langtidsforhold mellom dem. Det er mulig at det finnes ikke-lineære forhold mellom integrerte variabler. Men samtidig må alle variabler være integrert av samme orden. Dersom de ikke er integrert av samme orden er det ikke mulig å uttrykke noe lineært kointegrasjonsforhold (Brooks, 2008).

Våre parvise kointegrasjonsresultater i tidsperioden fra januar 1987 til desember 2010 viser ingen tegn til kointegrasjon for verken 5 eller 10 prosenters signifikansnivå. Dette betyr ikke nødvendigvis at det ikke er noe stabilt langtidsforhold mellom variablene. Det betyr bare at vi ikke klarer å finne noe lineært langtidsforhold mellom variablene. At vi ikke klarer å finne noen lineære langtidsforhold kan skyldes at vi kjører testen over en for lang tidsperiode kjennetegnet ved flere oppgang og nedgangsperioder. En annen mulig årsak kan skyldes justeringsparametrene β_2 fra feilkorreksjonsligningen (3.8) sin tilpasningshastighet tilbake til

likevekt. Dersom tilpasningshastigheten tilbake til likevekt går for sakte vil tilbakevending mot gjennomsnittsprosessen krysse for sjelden, og dermed ødelegge for et eventuelt kointegrasjonsforhold. Siden vi ikke klarer å finne noe kointegrasjon over denne tidsperioden vil vi gå videre med å dele den lange analyseperioden inn i kortere underperioder og analysere hver periode for seg. Dette vil kunne hjelpe oss med å fange opp særegenheter i de ulike periodene som kjennetegnes av oppgang og nedgang. Vi vil analysere om markedene reagerer forskjellig avhengig om de går opp eller ned. I de videre testene vil vi kun konsentrere oss om tester til 5 prosents signifikansnivå. Estimeringen i EVIEWS finnes i appendiks (6).

4.2 Periode 2: januar 1992 til desember 1997

4.2.1 Residualtester

Fra testresultatene til ADF testen på nivåform som finnes i appendiks 1 må vi akseptere nullhypotesen om i hvert fall en enhetsrot siden t-verdiene er mindre negativ enn den kritiske verdien til 5 prosents signifikansnivå. Derimot ved 5 prosents signifikansnivå forkaster vi nullhypotesen for alle variablene i førstedifferansen siden alle t-verdier er mer negative enn den kritiske verdien. Testresultatene for ADF testen i førstedifferansen finnes i appendiks 2. Vi konkluderer derfor med at alle seriene inneholder en enhetsrot $1(I)$ i nivå, og at de alle er stasjonære i førstedifferansen.

Testresultatene fra Lagrange-Multiplier (LM) testene for autokorrelasjon i appendiks 3 viser ingen tegn til autokorrelasjon ettersom sannsynligheten for alle testene er høyere enn 5 prosent. Vi aksepterer derfor nullhypotesen om at det ikke er autokorrelasjon og konkluderer med ingen autokorrelasjon for alle testene.

JB testresultatene i appendiks 4 viser at residualene fra denne perioden er mer normalfordelte enn hva residualene viste seg å være i periode 1. Dette skyldes i hovedsak at vi har delt opp den "lange" perioden i en kortere periode kjennetegnet ved oppgang over alle markedene vi har med i undersøkelsen foruten om Nikkei. Fra resultatene ser man at OBX residualene er normalfordelt sammen med residualene til DAX og FTSE 100. At OBX residualene i par med Dow Jones ikke er normalfordelte skyldes i hovedsak kurtosen til Dow Jones residualene som er platykurtosisk. At OBX sammen med Nikkei residualene heller ikke er normalfordelte

skyldes også en platykurtosisk fordeling hos Nikkei residualene. Det samme gjelder for residualene til OBX sammen med residualene til NYSE.

Fra resultatene i appendiks 5 ser man at alle de parvise testene aksepterer nullhypotesen om ingen heteroskedastisitet, siden sannsynligheten til alle de felles kjikvadrattestene ligger over 5 prosent.

I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 2 har vi inkludert følgende dummy og forklaringsvariabler:

OBX/ DAX= ingen

OBX/ DOW= dcrude_oil, duk_bond_yield og dimportindex

OBX/ FTSE 100= duk_bond_yield

OBX/ Nikkei= dcrude_oil

OBX/ NYSE= dcrude_oil, dimportindex, dexportindex og duk_bond_yield

dcrude_oil variabelen er tatt med først og fremst for å bli kvitt autokorrelasjon i residualene men også fordi oljeprisen en veldig viktig driver og forklaringsvariabel for de fleste aksjeindekser, og da særlig OBX som er veldig sensitiv mot endringer i oljeprisen. Mot DAX har vi utelatt oljevariabelen ettersom det ikke var nødvendig med noen forklaringsvariabel for å forhindre autokorrelasjon i dette datasettet da det allerede er kjennetegnet ved ingen autokorrelasjon. Mot FTSE 100 har vi utelatt oljevariabelen men tatt med avkastningen på statsobligasjoner fra Storbritannia siden denne variabelen er mer relevant i dette tilfellet.

4.2.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 2

Tabell 4.2: Kointegrasjonstester periode 2: parvis test 5% kritisk verdi

Indeks	VAR(p)	H0	H1	Tracestatistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
OBX-Nikkei	p= 3	r=0	r>0	5,0053	15,495	r=0
OBX-NYSE	p= 6	r=0	r>0	9,5395	15,495	r=0
OBX-FTSE100	p= 3	r=0	r>0	11,05	15,495	r=0
OBX-DOW	p= 5	r=0	r>0	4,8433	15,495	r=0
OBX-DAX	p= 2	r=0	r>0	5,2208	15,495	r=0

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

I våre parvise VEC har vi inkludert fire eksogene variabler. De fire eksogene variablene er alle i førstedifferansen som er en tilnærmet prosentvis endring fra periode til periode. Våre utvalgte variabler er brent oljeindeksen, importprisindeksen og eksportprisindeksen til USA samt avkastningen på statsobligasjoner fra Storbritannia. Disse forklaringsvariablene har hjulpet oss med å få residualene godkjente for ingen autokorrelasjon og/ eller ingen heteroskedastisitet.

Etter at vi nå har delt den lange perioden som analysert tidligere inn i denne korte underperioden kjennetegnet ved bull vil vi kunne få en dypere innsikt i mellom tidsserievariablene. Fra Johansen testene ser vi at det ikke er noe tegn til langsiktig likevekt mellom OBX og de andre indeksene til verken 5 eller 10 prosents signifikansnivå. Vi konkluderer derfor med at det ikke er tegn til noe kointegrasjon over denne perioden kjennetegnet ved bull.

4.3 Periode 3: januar 2000 til desember 2003

4.3.1 Residualtester

Denne perioden er i motsetning til den forrige perioden vi undersøkte kjennetegnet ved nedgangsmarked over våre utvalgte indekser. Vi vil også over denne tidsperioden benytte oss av en ADF test for enhetsrøtter hvor vi bare inkluderer en konstant i ligningen.

Fra testresultatene til ADF testene i nivå som finnes i appendiks 1 konkluderer vi med at alle seriene inneholder i hvert fall en enhetsrot 1(I). Testresultatene fra appendiks 2 viser derimot at alle seriene er stasjonære i førstedifferansen.

Resultatene fra Lagrange-Multiplier (LM) testene for autokorrelasjon i appendiks 3 viser ingen tegn til autokorrelasjon i noen av testene siden sannsynligheten for alle lags ligger over 5 prosent. Nullhypotesen om at det ikke er noe autokorrelasjon kan derfor aksepteres for alle testene.

JB testresultatene fra appendiks 4 forteller oss at ingen av tidsrekkene oppfyller kravet til normalitet som skyldes kurtosen, som i alle tilfeller er kjennetegnet ved en platykurtosisk fordeling som ødelegger for normalfordelingen. Siden skjevheten til alle tidsrekker er tilnærmet normalfordelt går vi videre selv om den felles JB testen forkaster hypotesen om normalfordeling. Vi tillater oss å gjøre dette siden skjevhet er viktigere enn kurtose, og i vårt tilfelle er skjevheten tilfredsstillende.

White's testresultater for heteroskedastisitet fra appendiks 5 forteller oss at vi skal akseptere nullhypotesen om ingen heteroskedastisitet for alle testene siden sannsynligheten til alle fellestestene ligger over 5 prosent.

I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 3 har vi inkludert følgende forklaringsvariabler:

OBX/ DAX= dbrent_oil

OBX/ DOW= ingen

OBX/ FTSE 100= ingen

OBX/ Nikkei= ingen

OBX/ NYSE= dbrent_oil og importprisindeks

4.3.2 Parvise Johansen kointegrasjonstester for periode 3

Tabell 4.3: Kointegrasjonstester periode 3: parvis test 5% kritisk verdi

Indeks	VEC (p)	H0	H1	Tracestatistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
OBX, Nikkei	p=2	r=0	r>0	21,43	15,495	r=1 **
OBX, NYSE	p= 4	r=0	r>0	15,423	15,495	r=0*
OBX, FTSE100	p= 2	r=0	r>0	4,0204	15,495	r=0
OBX, DOW	p= 2	r=0	r>0	16,121	15,495	r=1 **
OBX, DAX	p= 3	r=0	r>0	6,4288	15,495	r=0

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

Over denne tidsperioden kointegrerer OBX med Nikkei og Dow Jones til et signifikansnivå på 5 prosent. OBX kointegrerer også med NYSE til et signifikansnivå på 10 prosent.

4.4 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 1: januar 1987 til desember 2010

Fra de parvise Johansen testene over denne perioden fant vi ut at ingen av indeksene kointegrerer med Oslo børs. Det vil si at ingen av indeksene deler en lik stokastisk trend med Oslo børs som indikerer at det ville vært lønnsomt å diversifisere til alle disse markedene for en norsk investor gitt at ingen av disse markedene igjen deler en lik stokastisk trend seg imellom. Vi vil derfor nå undersøke om disse markedene kointegrerer seg imellom.

Fremgangsmåten vi vil benytte for å undersøke dette er å kjøre en multivariate Johansen kointegrasjonstest mellom Nikkei, NYSE, Dow Jones, DAX og FTSE 100.

4.4.1 Residualtester

Testresultatene fra Lagrange-Multiplier (LM) testen for autokorrelasjon i appendiks 3 viser ingen tegn til autokorrelasjon ettersom sannsynligheten for alle lags er over 5 prosent.

Nullhypotesen om null autokorrelasjon kan derfor aksepteres.

Av testresultatene fra appendiks 4 kan vi se at den eneste indeksen som oppfyller kravet til normalfordeling er Nikkei. Dow Jones derimot oppfyller kravet til skjevhet men ikke kurtose som er for høy rundt gjennomsnittet. DAX oppfyller kravet til kurtose men ikke skjevhet som har for høy negativ verdi. De andre indeksene derimot oppfyller ikke kravet til verken skjevhet eller kurtose. De er alle kjennetegnet ved for høy negativ skjevhet og

overskuddskurtose som kjennetegner mye finansiell data. Selv om testen for normalitet ikke er oppfylt går vi videre og legger vår lit til sentralgrenseteoremet siden vi har hele 285 observasjoner fratrukket frihetsgradene som har blitt brukt i beregningene.

Resultatene fra heteroskedastisitetstesten finnes i appendiks 5. Vi forkaster nullhypotesen om ingen heteroskedastisitet siden sannsynligheten til den felles kjikvadrattesten er under 5 prosent. Dette skyldes i all hovedsak residualene til Nikkei indeksen multiplisert med seg selv. I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 1 i den multivariate Johansen testen har vi ikke inkludert verken dummy eller forklaringsvariabler.

4.4.2 Multivariate Johansen kointegrasjonstest for periode 1

Tabell 4.4: kointegrasjonstest periode 1: multivariate test 5% kritisk verdi

Indeks	VEC(p)	H0	H1	Tracestatistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
NYSE, Nikkei, FTSE 100, DOW, DAX	p=5	r=0	r>0	51,6679	69,8189	r=0

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

Vi konkluderer på bakgrunn av testresultatene ovenfor at det ikke finnes tegn til kointegrasjon mellom NYSE, Nikkei, FTSE 100, Dow Jones og DAX over perioden januar 1987 til desember 2010. Over denne lange perioden ville det derfor vært lønnsomt å diversifisere til alle disse markedene fra ståstedet til en norsk investor.

4.5 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 2: januar 1992 til desember 1997

De parvise Johansen testene over denne perioden viste heller ingen tegn til kointegrasjon. Vi vil derfor også i dette tilfellet inkludere alle de fem indeksene i denne testen siden ingen av de viste tegn til kointegrasjon med Oslo børs over denne perioden. Vi vil derfor som tidligere i periode 1 også her kjøre en multivariate kointegrasjonstest mellom NYSE, Nikkei, FTSE 100, Dow Jones og DAX over denne tidsperioden for å finne ut om noen av disse markedene seg

imellom deler en lik stokastisk trend. Ved å kjøre en multivariate test over denne underperioden håper vi å kunne analysere særegenheter mellom indeksene over en kortere periode kjennetegnet ved stabil oppgang.

4.5.1 Residualtester

Resultatene fra Lagrange-Multiplier (LM) testen i appendiks 3 viser ingen tegn til autokorrelasjon siden sannsynligheten til alle lags er over 5 prosent. Nullhypotesen om null autokorrelasjon kan derfor aksepteres.

Ingen av JB testene oppfyller kravet om normalitet som fremkommer av testresultatene fra appendiks 4. Men det som er verdt å merke seg er at alle tidsseriene oppfyller kravet til skjevhet mens ingen oppfyller kurtose kravet. Siden skjevhet er viktigere enn kurtose samt at vi også i dette tilfellet legger vår lit til sentralgrenseteoremet går vi videre selv om kravet til normalitet ikke er oppfylt. Testen inkluderer 69 observasjoner som er mye mindre enn fra den multivariate testen over periode 1. Med såpass få observasjoner kan vi da ikke legge like mye lit til sentralgrenseteoremet, men som nevnt tidligere, så er skjevhet viktigere enn kurtose, hvor alle våre variabler oppfyller kravet til skjevhet.

Resultatene fra heteroskedastisitettesten finnes i appendiks 5. Vi aksepterer nullhypotesen om ingen heteroskedastisitet siden sannsynligheten til den felles kjikvadrattesten er over 5 prosent. I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 2 i den multivariate Johansen testen har vi inkludert brent olje som en forklaringsvariabel. Denne forklaringsvariabelen har vi i hovedsak inkludert for å klare å oppfylle kravet om ingen heteroskedastisitet.

4.5.2 Multivariate kointegrasjonstest for periode 2

Tabell 4.5: Kointegrasjonstest periode 2: multivariate test 5% kritisk verdi

Indeks	VEC(p)	H0	H1	Tracestatistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
NYSE, Nikkei, FTSE100, DOW, DAX	p=6	r=0	r>0	73,9054	69,8189	r>0**
		r=1	r>1	38,4963	47,8561	r=1

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

Fra testresultatene kan vi se at de fem markedene NYSE, Nikkei, FTSE 100, Dow Jones og DAX viser tegn til ett kointegrasjonsforhold. Med en tracestatistikk på 73,91, blir nullhypotesen at $r=0$ forkastet, og med en tracestatistikk på 38,5 kan nullhypotesen at $r=1$ ikke bli forkastet. Dette resultatet har potensialet til negativt å påvirke en norsk investors portefølje som diversifiserer til disse markedene. Vi trenger derfor å se nærmere på strukturen til forholdet mellom disse markedene.

4.5.3 VECM og restriksjonstesting av α og β mellom NYSE, Nikkei, FTSE 100, Dow Jones og DAX

Nå som vi har identifisert ett kointegrasjonsforhold mellom disse fem markedene trenger vi å utføre noen flere utforskende tester av likevektsforholdet mellom disse indeksene på lang sikt ved hjelp av VECM. Legg merke til at vi normaliserer på NYSE og at ranken er 1 siden dette var konklusjonen fra den multivariate Johansen testen vi har utført i kapittel (4.5.2).

	α	β
NYSE	0,142956	1
Nikkei	2,380628	-0,022428
FTSE 100	-0,054818	0,346741
DOW	0,190261	-1,020635
DAX	2,068710	-0,175540

Under β kolonnen finnes langtidsestimatene for disse indeksene. Langtidsforholdet kan bli uttrykt som:

$$NYSE_t = 0,0224Nikkei_t - 0,3468FTSE\ 100_t + 1,0206DOW_t + 0,1756DAX_t + e_t$$

Ser vi på justeringskoeffisienten (α), ser vi at Nikkei, FTSE 100, DOW og DAX har motsatt fortegn som deres tilhørende langtidsparameter (β). Dette antyder at deres kointegrasjonsforhold er likevektskorrigerende. Legg merke til at NYSE beveger seg nesten likt som Dow Jones (1,0206 koeffisient), mens den er mindre påvirket av de andre markedene. Vi vil nå videre bruke VECM til å teste for restriksjoner i α og β , som forhåpentligvis vil hjelpe oss til bedre å forstå forholdet mellom disse fem indeksene.

Først skal vi utforske muligheten for at en av de fem aksjeindeksene ikke vises i kointegrasjonsligningen. Vi skal teste dette ved å spesifisere at parameteren til hver av indeksene er lik null. Dette er da en restriksjon på β matrisen, hvor nullhypotesen er at hver tidsserie ikke tilhører kointegrasjonsvektoren (π) (Brooks, 2008). Testresultatene fra disse restriksjonstestene finnes i appendiks 7. I tabell (4.6) presenterer vi en oppsummering fra disse testene for alle de fem aksjeindeksene.

Tabell 4.6: Test for eksklusjon av hver aksjeindeks fra kointegrasjonsvektoren (π)

	H0	H1	Kjikkvadratverdi	Konklusjon
NYSE	Tilhører ikke π	Tilhører π	12,7721	Forkast H0
Nikkei	Tilhører ikke π	Tilhører π	0,8461	Aksepter H0
FTSE 100	Tilhører ikke π	Tilhører π	18,3153	Forkast H0
DOW	Tilhører ikke π	Tilhører π	12,5908	Forkast H0
DAX	Tilhører ikke π	Tilhører π	17,1306	Forkast H0

Med en restriksjon på hver av restriksjonstestene er kritisk verdi til 5 prosents signifikansnivå med 1 frihetsgrad lik 3,84 (Brooks 2008, s.620). Fra oppsummeringen i tabell (4.6) kan vi se alle variablene med unntak av Nikkei er tilhørende i kointegrasjonsvektoren. Vi konkluderer derfor med at alle indeksene med unntak av Nikkei tilhører langtidsforholdet, og trengs i likevektsforholdet på lang sikt.

Videre skal vi undersøke om NYSE, FTSE 100, DOW og DAX ikke blir påvirket av de andre, samtidig som de fortsatt utøver innflytelse over resten av indeksene i kointegrasjonsligningen. Vi skal utføre en test for svak eksogenitet, der nullhypotesen er at det testede markedet ikke tilpasser seg mot den langsiktige likevekten. Med andre ord er dette en test for om tilpassningshastigheten er lik null ($\alpha_i = 0$). Tabell (4.7) presenterer oppsummeringsstatistikken fra disse testene.

Tabell 4.7: Test for variabler som er svakt eksogene

	H0	H1	Kjikkvadratverdi	Konklusjon
NYSE	$\alpha(\text{NYSE}) = 0$	$\alpha(\text{NYSE}) < 0$	0,1561	Aksepter H0
Nikkei	$\alpha(\text{Nikkei}) = 0$	$\alpha(\text{Nikkei}) < 0$	7,288	Forkast H0
FTSE 100	$\alpha(\text{FTSE100}) = 0$	$\alpha(\text{FTSE100}) < 0$	0,01388	Aksepter H0
DOW	$\alpha(\text{DOW}) = 0$	$\alpha(\text{DOW}) < 0$	0,26	Aksepter H0
DAX	$\alpha(\text{DAX}) = 0$	$\alpha(\text{DAX}) < 0$	10,095	Forkast H0

Fra tabell (4.7) kan man se at Nikkei og DAX ikke er svakt eksogene siden deres kjikkvadratverdi $> 3,84$. For alle de andre aksepterer vi nullhypotesen om at variablene er svakt eksogene i systemet. Disse resultatene antyder at det er det tyske markedet som tilpasser seg mot den langsiktige likevekten, mens de andre markedene er drivende trender som ikke viser tilbakemeldingsresponsen til en VAR modell. Fra resultatene i tabell (4.7) viser det seg at det er DAX som forklarer den langsiktige likevekten mellom disse markedene. På den annen side så er det kanskje ikke så veldig overraskende at det er de større markedene NYSE, Dow Jones og FTSE 100 som påvirker DAX. Fra eksklusjonstesten fant vi ut at Nikkei indeksen ikke tilhører langtidforholdet og kunne derfor egentlig utelatt denne variabelen fra testen om svakt eksogene variabler siden den ikke tilhører langtidforholdet. På bakgrunn av dette og testresultatene fra testen om svakt eksogene variabler gir det oss en sterk indikasjon om at kointegrasjonsforholdet mellom disse fem aksjeindeksene blir forklart av DAX. Resultatene vi har oppnådd i denne seksjonen har gitt oss klare indikasjoner angående langtidforholdet mellom indeksene. Vi har funnet ut at DAX deler et felles langtidforhold med NYSE, Dow Jones og FTSE 100 over denne tidsperioden. Dette indikerer at en norsk investor som ønsker å diversifisere til disse markedene over en stabil periode kjennetegnet ved oppgang vil maksimere diversifiseringspotensialet ved å allokere ressurser til NYSE, Dow Jones, FTSE 100 og Nikkei samt utelukke DAX.

4.6 Johansen multivariate kointegrasjonstest periode 3: januar 2000 til desember 2003

De parvise kointegrasjonstestene over denne perioden viste at Oslo børs kointegrerer med Dow Jones og Nikkei til 5 prosents signifikansnivå samt NYSE til 10 prosents signifikansnivå. Dette betyr at en norsk investor ikke vil maksimere diversifiseringspotensialet ved plasseringer i USA og Japan over denne tidsperioden. Derfor vil vi kjøre en kointegrasjonstest mellom de to resterende indeksene DAX og FTSE 100. Dette vil da bli enda en parvis Johansen kointegrasjonstest ettersom det bare er to indekser som ikke viser tegn til kointegrasjon med Oslo børs over denne tidsperioden.

4.6.1 Residualtester

LM testen for autokorrelasjon viser ingen tegn til autokorrelasjon siden sannsynligheten til alle lags er over 5 prosent. Nullhypotesen om ikke noe autokorrelasjon kan derfor aksepteres. De originale testresultatene finnes i appendiks 3.

Ingen av JB testene oppfyller kravet til normalitet. Men det som er verdt å merke seg er at alle tidsseriene oppfyller kravet til skjevhet mens ingen oppfyller kravet til kurtose. Siden skjevhet er viktigere enn kurtose som nevnt tidligere, samt at vi også i dette tilfellet delvis legger vår lit til sentralgrenseteoremet går vi videre selv om kravet til normalitet ikke er oppfylt. Testen inkluderer 45 observasjoner som er vesentlig mindre enn fra den multivariate testen over periode 1, samt også mindre enn 69 observasjoner fra periode 2. Med såpass få observasjoner kan vi da ikke legge for stor lit til sentralgrenseteoremet. Men som nevnt før er kravet til skjevhet mye viktigere enn kravet til kurtose. Utfyllende testresultater fra Eviews finnes i appendiks 4.

Resultatene fra heteroskedastisitettesten finnes i appendiks 5. Vi aksepterer nullhypotesen om ingen heteroskedastisitet siden sannsynligheten til den felles kjikvadrattesten er på 69 prosent som er langt over 5 prosent. I residualtestingen og kointegrasjonstesting for periode 3 har vi ikke inkludert verken dummy eller forklaringsvariabler ettersom det ikke var nødvendig for å oppnå tilfredsstillende residualer.

4.6.2 Parvis kointegrasjonstest for periode 3

Tabell 4.8: Kointegrasjonstest periode 3: parvis test 5% kritisk verdi

Indeks	VEC(p)	H0	H1	Tracestatistikk	5% kritisk verdi	Konklusjon
DAX, FTSE 100	p=2	r=0	r>0	12,5638	15,4947	r=0

**** og * indikerer statistisk signifikans til 5% og 10% nivå respektivt**

Vi konkluderer på bakgrunn av testresultatene ovenfor at det ikke finnes tegn til kointegrasjon mellom DAX og FTSE 100 over perioden januar 2000 til desember 2003. Over denne perioden kjennetegnet ved nedgang ville det vært lønnsomt å diversifisere til Tyskland og England fra ståstedet til en norsk investor siden disse markedene ikke viser tegn til kointegrasjon med Norge, samtidig som de heller ikke viser tegn til kointegrasjon seg imellom. Utskrifter fra denne Johansen trasetesten i Eviews finnes i appendiks 6.

4.7 Testresultater GARCH

4.7.1 ARCH-LM

Det første vi starter med hvis vi vil være sikre på at testene vi kjører gir et rett bilde er å se på hva slags type data vi har. Det første vi da gjør er å se om det er ARCH effekter i våre talldata. Metoden vi bruker er å ta førstedifferansen fra tallserien til en gitt indeks, for så å kjøre den i LS (minste kvadraters metode). Når vi har testutskriften til LS, så kjører vi en ARCH-LM test med 10 lags som skal fortelle oss om det er ARCH effekter i serien. Nedenfor er resultatet fra ARCH-LM testen for alle våre indekser (Brooks, 2008).

Tabell 4.9: ARCH-LM test

	OBX	DAX	FTSE100	Nikkei	NYSE	DOW
F statistikk	95,100	99,951	120752,000	120,191	81,806	111,38
Obs*R kvadrat	826,667	863,013	6218,863	1009,546	724,507	946,745
Sannsynlighet F(10,6239)	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Sannsynlighet Kjikkvadrat(10)	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000

Alle indeksene viser en veldig signifikant kjikkvadrat og F stat sannsynlighet. Dette tyder på at det er ARCH i tidsserievariablene, som gir en indikasjon om at det vil være fornuftig å bruke en form for GARCH til å modellere disse seriene. Full oversikt over OBX sin ARCH-LM tabell finnes i appendiks 8.

4.7.2 Krysskorrelasjon

Nå som vi vet at en GARCH modell vil egne seg bra, så kan vi ta utgangspunkt i tidligere undersøkelser og anta at tidsseriene vi har er asymmetriske, noe som ville ledet oss til å bruke en EGARCH eller GJR GARCH. Vi vil derimot være helt sikre, så vi foretar en krysskorrelasjon mellom de standardiserte residualene og de kvadrerte standardiserte residualene fra en vanlig GARCH. Denne krysskorrelasjonen vil fortelle oss om det er asymmetri i residualene samt hvordan oppbyggingen er. Hvis vi ser i appendiks 9, så ser vi kryssautokorrelasjonen for OBX. Kryssautokorrelasjonen i de ulike lags, er statistisk signifikant siden de overgår 95 prosent grensen.

$$\pm 2 \div \sqrt{6000} = 0.025819$$

Vi ser at dette er tilfellet fra tabellen i appendiks 9. Det vil si at det er asymmetri i residualene til denne GARCH modellen, hvor den ikke klarer å modellere giringseffekten. Dette gjør at den betingede variansgrafen vi ønsker ut av modellen kan vise feilaktige verdier. Årsaken til dette er at den betingede variansligningen til en GARCH er en funksjon av størrelsen til de laggede residualene, og ikke til deres fortegn. Så den tar ikke hensyn til om det er negative eller positive sjokk. Fra litteraturodrøftingen i kapittel 2 vet vi at negative sjokk har en tendens til å føre til større volatilitet enn tilsvarende positive sjokk (Engle og Ng, 1993).

4.7.3 Krysskorrelasjon av EGARCH residualer

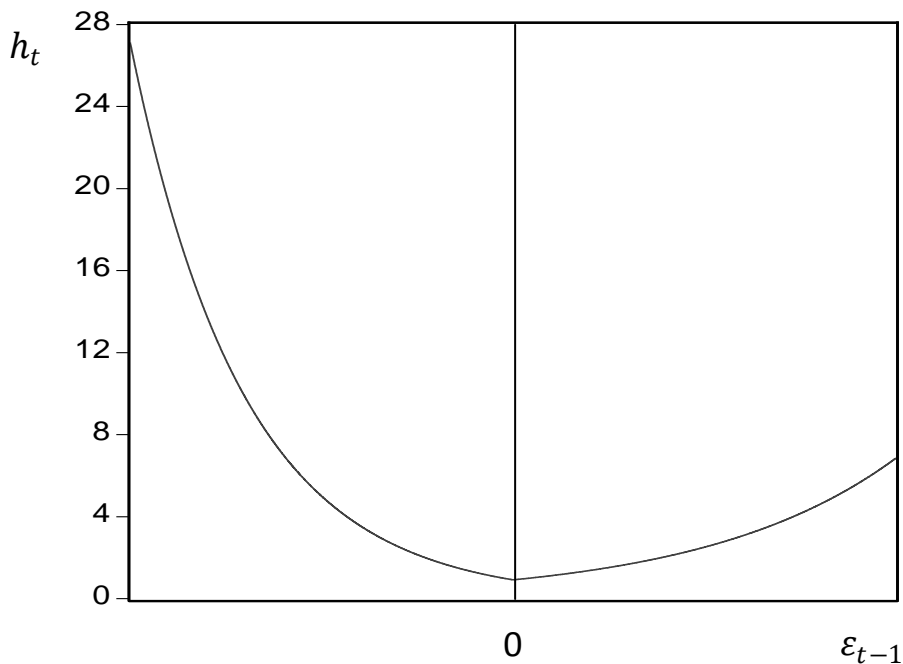
For å modellere girings effekten, så må vi bruke enten EGARCH eller GJR. Ved å følge samme fremgangsmåte som forklart tidligere, kjører vi igjen en krysskorrelasjonstest, men denne gangen med residualene til en EGARCH modell. For å simplificere så holder vi oss til kun EGARCH så vi ikke trenger å utarbeide residualtester for GJR også.

Fra tabellen for EGARCH residualene i appendiks 9 ser vi at verdiene for alle lags er innenfor 95 prosent grensen, og dermed ikke statistisk signifikante. Verdiene har derfor blitt kraftig forbedret. Selv for lags som tidligere lå langt under den kritiske grensen på ± 0.025819 , har verdiene forbedret seg, og ligger nå innenfor den kritiske grensen. Girings effekten kan dermed bli modellert.

4.7.4 Nyhetseffekt kurve

Vi har satt opp en nyhetseffekt kurve for OBX variabelen. Den er oppbygd ut i fra en EGARCH(1.1) modell, og viser hvordan et sjokk vil påvirke den betingede variansen. Vi ser at i dette tilfellet så har negative sjokk en mye større påvirkning enn det positive sjokk har.

Figur 4.1: Nyhetseffekt kurve OBX



Ligningen for denne nyhetseffektkurven er:

$$h_t = A * \exp\left[\frac{(\gamma + \alpha)}{\sigma} * \varepsilon_{t-1}\right], \text{ for } \varepsilon_{t-1} > 0, \text{ og}$$

$$h_t = A * \exp\left[\frac{(\gamma - \alpha)}{\sigma} * \varepsilon_{t-1}\right], \text{ for } \varepsilon_{t-1} < 0$$

Hvor $A = \sigma^{2\beta} \exp[\omega - \alpha * \sqrt{2/\pi}]$, σ er det ubetingede avkastningsstandardavviket, ω er konstantleddet, β er parameteren for $\log(h_{t-1})$ leddet, α er parameteren for $|\varepsilon_{t-1}|/\sqrt{h_{t-1}}$ leddet, og γ er parameteren for $\varepsilon_{t-1}/\sqrt{h_{t-1}}$ leddet i EGARCH log-varians ligningen (Engle og Ng, 1993).

4.7.5 Residualtester for EGARCH

Vi har kommet frem til en modell som kan brukes når det er volatilitetsklynger, leptokurtosisk fordeling og giringsseffekt. Men hvor bra passer modellen til våre talldata?

For å finne ut av det så må vi kjøre noen residualtester. Blant annet et korrelogram av standardiserte residualer, korrelogram av kvadrerte standardiserte residualer og en ARCH-LM test. Til slutt skal vi utføre en normalitetstest for å se på fordelingen til verdiene.

Korrelogram av standardiserte residualer bruker vi for å se om det er noe gjenværende autokorrelasjon i gjennomsnittsligningen samt for å sjekke spesifikasjonen til denne. Hvis ingen av Q statistikk verdiene er signifikante, så er gjennomsnittsligningen rett spesifisert. De kvadrerte standardiserte residualene blir brukt for å se om det er noe gjenværende ARCH "auto regressiv conditional heteroscedasticity" i variansligningen. Hvis ingen av Q statistikk verdiene er signifikante, så er variansligningen rett spesifisert (Brooks, 2008).

ARCH-LM testen som ble utviklet av Engle (1992) kjører vi for å se om det er gjenværende ARCH i de standardiserte residualene. Testen er bygget opp av en ekstra testregresjon. For å teste nullhypotesen om at det ikke er noe ARCH opp til orden q i residualene så kjører vi regresjonen:

$$e_t^2 = \beta_0 + \left(\sum_{s=1}^q \beta_s e_{t-s}^2 \right) + v_t$$

Hvor e er residualen. Denne regresjonen er av de kvadrerte residualene på en konstant og laggede kvadrerte residualer opp til orden q . Resultatene vi får viser oss to teststatistikker: F statistikken som er en utelatt variabeltest for den samlede signifikansen til alle de laggede kvadrerte residualene. $Obs \cdot R^2$ kvadrat er Engle's LM teststatistikk sammensatt som: antall observasjoner multiplisert med R^2 fra testregresjonen. Fra de får vi sannsynligheten til F og q kvadrat. Hvis ingen av disse er signifikante så har vi ikke noe gjenværende ARCH.

Normalitetstesten viser et histogram over de standardiserte residualene som er basert på Jarque-Bera statistikken sin normalfordeling. For de fleste GARCH tester så betyr det ikke så mye om residualene er normalfordelte. Grunnen til at vi kjører en slik test allikevel er for å se på fordelingen til residualene.

4.7.6 OBX

Vi starter med å kjøre OBX i en EGARCH (1.1) modell, for deretter å kjøre et korrelogram av de standardiserte residualene. Som vi ser av tabellen under

Tabell 4.10: Korrelogram av de standardiserte residualene til OBX

	AC	PAC	Q Stat	%
1	0,075	0,075	33,323	0
2	0,029	0,023	38,208	0
3	0,012	0,008	39,023	0
4	0,027	0,025	43,385	0
5	0,009	0,005	43,847	0

så er Q stat signifikant for alle lags. Det vil si at vår modell ikke har en gjennomsnittsligning som er rett spesifisert til våre data. Vi kunne nå fortsatt og testet de kvadrerte standardiserte residualene og kjørt en ARCH-LM test, men det ville ikke hjulpet om de var godkjent ettersom vi har en meget signifikant Q stat i gjennomsnittsligningen.

Vi har nå flere valg vi kan foreta oss. Enten så må vi legge til lags av den betingede variabelen og eventuelt av den forklarende også. Vi kan eventuelt legge til flere forklarende variabler. Eller så kan vi endre på modellen og prøve alternativer som for eksempel å sette

den opp som en AR eller ARMA (Engle, 2001). For ikke å vise residualutskriftene til alle modellene vi har prøvd, så går vi direkte til modellen som passer for våre data som er en AR-EGARCH.

Korrelogram til de standardiserte residualene finnes i appendiks 11. Som vi ser så er ingen av verdiene signifikante, men det er en verdi som er i grenseland. Hvis vi hadde tatt med flere enn 10 lags så ville vi sett at det er et svakt tegn til autokorrelasjon i enkelte lags siden flere av verdiene er i grenseland mellom 0,04 og 0,05. Dette er derimot ikke av så stor betydning at det vil få konsekvenser for vår test. Vi kan på bakgrunn av dette konkludere med at gjennomsnittsligningen vår ikke har noe gjenværende autokorrelasjon.

Videre tester vi de kvadrerte standardiserte residualene som kan ses i appendiks 12. Fra dette korrelogramet ser vi at ingen av Q stat er signifikante opp til 10 lags. Q stat nærmer seg 1 desto flere lags som blir tatt med i korrelogramet. Et korrelogram som viser hundre lags ville nærmet seg 1 etter ca 13 lags. Vi kan dermed konkludere at variansligningen vår er rett spesifisert, og at den ikke innehar noe gjenværende ARCH.

Dermed kan vi gå videre å kjøre en ARCH-LM test. Den kjører vi som tidligere med 10 lags. Resultatene fra testen finnes i appendiks 9. Tabellen viser at verken F stat eller kjikvadrat er signifikante. Vi kan derfor konkludere med at modellen vår ikke har gjenværende ARCH.

Normalitetstest kjører vi til slutt for å se på fordelingen. Av histogrammet i appendiks 13 ser vi at Jarque-Bera statistikken om normalfordeling forkastes, noe som er vanlig for en EGARCH modell siden de som oftest har overskuddskurtose. Det er også negativ skjevhet på -0,4533. Etter at residualtestene nå er gjennomført og godkjent, kan vi ta ut standardavviks og betinget variansgrafene, samt se på koeffisientene fra resultatene til EGARCH testene.

4.7.7 Oppsummeringstabeller for EGARCH residualer til DAX, FTSE 100, DOW, NYSE og Nikkei

For å begrense testutskriftene fra residualtestene så tar vi bare med oppsummeringen av residualtestene til alle indeksene foruten OBX. De originale testutskriftene fra residualtestene til OBX finnes i appendiks 10, 11 og 12.

Tabell 4.11: Oppsummeringstabell av korrelogram til standardiserte residualer

	DAX		FTSE100		DOW		NYSE		Nikkei	
	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%
1	0,271		0,877		0,070		0,110		0,676	
2	0,277	0,599	0,973	0,324	0,625	0,429	0,369	0,543	0,936	0,333
3	0,426	0,808	2,062	0,357	2,364	0,307	2,478	0,290	1,654	0,437
4	3,420	0,331	4,222	0,239	3,452	0,327	3,578	0,311	2,995	0,392
5	4,367	0,359	4,685	0,321	4,122	0,390	4,949	0,293	3,205	0,524
6	10,591	0,060	4,792	0,442	6,445	0,265	7,646	0,177	3,409	0,637
7	10,772	0,096	4,865	0,561	7,981	0,239	10,904	0,091	3,432	0,753
8	10,795	0,148	7,058	0,423	8,096	0,324	10,919	0,142	3,433	0,842
9	11,787	0,161	8,129	0,421	8,435	0,392	11,591	0,170	3,436	0,904
10	11,838	0,223	9,069	0,431	10,313	0,326	13,738	0,132	9,259	0,414

Av tabellen ser vi at alle indeksene har Q stat verdier som ikke er signifikante, hvor vi kan konkludere med at gjennomsnittsligningen til alle indeksene er rett spesifisert.

Tabell 4.12: Oppsummeringstabell av korrelogram til kvadrerte standardiserte residualer

	DAX		FTSE100		DOW		NYSE		Nikkei	
	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%	Q Stat	%
1	0,041		2,346		2,638		1,159		3,570	
2	0,061	0,804	2,373	0,123	3,131	0,077	1,235	0,266	3,617	0,057
3	1,626	0,444	5,087	0,079	3,223	0,200	1,591	0,451	5,342	0,069
4	1,667	0,644	5,326	0,149	3,227	0,358	1,591	0,661	10,870	0,012
5	2,285	0,683	5,758	0,218	4,215	0,378	1,886	0,757	11,593	0,021
6	2,822	0,727	5,899	0,316	4,242	0,515	2,072	0,839	11,846	0,037
7	3,070	0,800	6,756	0,344	4,249	0,643	2,287	0,892	14,391	0,026
8	3,106	0,875	7,269	0,401	4,255	0,750	2,290	0,942	17,676	0,014
9	3,143	0,925	8,573	0,380	4,646	0,795	3,076	0,929	17,766	0,023
10	3,236	0,954	10,165	0,337	5,923	0,748	5,309	0,807	20,224	0,017

Denne tabellen viser at alle indeksene foruten Nikkei har Q stat verdier som ikke er signifikante, hvor vi kan konkludere med at de har en variansligning som er rett spesifisert. Nikkei har Q stat verdier som er signifikante i flere lags. Det tyder på at det er noe gjenværende ARCH i variansligningen, som kan føre til at variansgrafene og koeffisientene i variansligningen viser feilaktige verdier. Vi kan derfor ikke komme med sikre vurderinger om den betingede variansen til Nikkei i forhold til OBX, slik som vi kan med de resterende indeksene.

Tabell 4.13: ARCH-LM

	DAX	FTSE100	DOW	NYSE	Nikkei
F statistikk	0,329836	1,026669	0,583855	0,532203	2,027831
Obs*R kvadrat	3,302612	10,26795	5,843582	5,327083	20,24695
Sannsynlighet F(10,5978)	0,973467	0,417581	0,828554	0,868567	0,026909
Sannsynlighet Kjikvadrat(10)	0,973379	0,417308	0,828229	0,868285	0,027002

Tabellen viser at det kun er Nikkei som har gjenværende ARCH i residualene. Dette er som forventet, siden Nikkei var den eneste indeksen som viste ARCH i variansligningen. De resterende indeksene har ikke noe gjenværende ARCH i residualene.

4.7.8 Volatilitet

For at GARCH testene skal være optimale og vi lettere skal kunne observere volatilitetsklynger, så har vi brukt de daglige kursene til indeksene i stedet for månedlige. En GARCH test trenger ikke bruke logaritmen til variablene for å glatte ut observasjonene, men variablene må bli kjørt i førstedifferansen for at bare prosentvis avkastning skal vises. Etter at tallmaterialet fra de forskjellige indeksene har blitt transformert til førstedifferansen, så kan vi lage en linjefraf som viser volatiliteten. Volatilitetsgrafene finnes i appendiks 14.

Som vi ser av figurene, så har alle børsene tider med høy volatilitet og lav volatilitet. Vi er interessert i om disse tidspunktene med høy og lav volatilitet inntreffer på samme tidspunkt for indeksene. Av figurene ser vi at alle børser starter med en moderat volatilitet i begynnelsen av 1988-89. Dette etterfølges av en periode med litt høyere volatilitet i begynnelsen av 1990. Alle indeksene foruten Nikkei har volatilitetsklynger på omtrent samme tidspunkter. Også OBX skiller seg litt ut i begynnelsen av 1990-tallet. Den viser den høyeste volatiliteten av samtlige indekser. Hvis vi skulle gi en økonomisk forklaring på denne økningen i volatilitet for OBX, så vil det kunne være at det i andre halvdel av 1980 tallet bygget seg opp en aksje og boligboble i de skandinaviske landene Norge, Sverige og Finland. Norge opplevde en tredobling av aksje og eiendomspriser. Når denne boblen kollapset, og prisene begynte å falle fikk vi et utslag i volatiliteten. Mange ville selge seg ut samtidig, prisene falt, og vi fikk en volatilitetsklynge. Som fremkommer, så ble ikke de øvrige indeksene merkverdig påvirket av hva som skjedde i de skandinaviske landene på dette tidspunktet.

Nikkei er særegen når det kommer til volatilitet. Nikkei har hatt en nedgangstrend siden Tokyo børsen sprakk i slutten av 1989, og har etter dette generelt vært svært volatil. Eneste utstikkeren er finanskrisen, som indikerer en enda høyere volatilitet enn hva som har vært vanlig over de siste 20 årene. En økonomisk forklaring til Nikkei's uvanlige volatilitet, er at boblen som sprakk i 1989-90 var ekstremt stor. For å få et perspektiv på størrelsen av boblen kan det nevnes at landområdet ved det konglige palasset i Japan var verdsatt høyere i markedsverdi enn alt av landområde i hele California til sammen på et gitt tidspunkt. Den samlede aksjeverdien for japanske aksjer på dette tidspunktet var dobbelt så stor som amerikanske aksjer, enda BNP til USA var over det dobbelte av Japan sin BNP. Det gir et bilde over hvor stor den japanske bolig og aksjeboblen var på slutten, og en forklaring på

hvorfor Nikkei indeksen ikke har greid å hente seg inn igjen selv 20 år senere (Kindelberger og Aliber, 2005).

Midten av 1990-tallet er karakterisert av en oppgangsperiode for alle indeksene foruten Nikkei. Det ble derfor observert lav volatilitet, som ikke endret seg før de mer turbulente tidene i 1998 kom. Perioden fra 1998 til slutten av 2003 begynnelsen av 2004 er kjennetegnet ved forholdsvis høy volatilitet, hvor markedene ikke begynte å stabilisere seg før etter denne perioden. I løpet av denne perioden hadde vi den asiatiske finanskrisen i slutten av 97, kollapsen av LTCM ” Long-Term Capital Management” hedgefondet i 98, samt konkursen til det gigantiske energiselskapet Enron og revisjonsselskapet deres Arthur Andersen i 2001. Alle disse hendelsene hadde en innvirkning på volatiliteten i perioden. Det internasjonale pengefondet opptrådte som långiver og kom med en redningspakke for de asiatiske landene som ble hardt påvirket av den asiatiske finanskrisen i 97 for å forhindre at krisen spredde seg ytterligere eller at den skulle få større konsekvenser. Valutaene til de landene som hadde blitt påvirket av denne finanskrisen opplevde en betydelig devaluering. Krisen ga utslag på volatiliteten internasjonalt, siden investorer i Asia begynte å allokere pengene sine til andre markeder (Kindelberger og Aliber, 2005).

Disse hendelsene kan være noe av forklaringen til at volatiliteten økte fra 98 og akkumulerte med investorers urasjonalitet til investeringer i nye teknologiske aksjer. IT boblen sprakk i 2001 som førte til at aksjeverdier i IT selskaper falt drastisk. Samme året gikk Enron og revisjonsfirmaet Arthur Andersen konkurs. Terrorhandlingen 11september 2001 skapte også frykt i aksjemarkeder verden over. Til sammen medførte disse hendelsene til store nedganger over verdens børser, hvor det er en synlig volatilitetsklynge på alle indeksene i tiden etter, med unntak av Nikkei (Kindelberger og Aliber, 2005).

Perioden fra 2004 til 2007 er rolig sammenlignet med perioden fra 2001 til 2004. Markedene hentet seg inn igjen over denne perioden, og det er ingen nye internasjonale hendelser som påvirker børsene nevneverdig, for uten om boligboblen som bygde seg opp i USA. Fra midten av 2007 startet problemene å vise seg. Finanskrisen satte sitt preg på verden, og er synlig i alle indeksene ved en usedvanlig volatilitetsklynge. Denne volatilitetsklyngen viser veldig høye verdier over en lang tidsperiode. Etter dette begynte ratingbyråene å klassifisere boliglånene som da lå på en lav risikoprofil til en høyere risikoprofil. Først ute var Bear Stearns som fikk problemer etter at de tapte store verdier på sine hedgefond som var dypt ankret i det

amerikanske boligmarkedet. Prisen på risiko gikk kraftig opp, som førte til at renten bankene krevde for å gi ut lån økte. Dette skapte store problemer for investeringsselskapene, som endte med at Lehman Brothers gikk konkurs i slutten av 2008. De amerikanske myndighetene vurderte å gripe inn og redde selskapet, men syntes grådighetskulturen på Wall Street ikke burde belønnes. Dette fikk store ringvirkninger for de finansielle markedene. Banker verden over så nå at ingen var sikret ifra å gå konkurs, hvor bankene ikke ville låne til hverandre i frykt for mislighold av lån fra motparten. Det ble dermed totalstopp i utlån fra bankenes side. Børsfallene i USA eskalerte, noe som dro med seg resten av verden (Taylor, 2008).

Fra litteraturstudien vår vet vi at hvis volatilitetsklynger oppstår på samme tidspunkt, så tilsier det at diversifiseringspotensialet reduseres. Ved å se at alle børsene gikk ned samtidig sammen med at volatilitetsklynger oppstår samtidig, så gir det en indikasjon om at diversifiseringspotensialet reduseres når markedene er kjennetegnet ved nedgang. Dette betyr igjen at diversifiseringspotensialet er som minst når det trengs som aller mest. Nemlig når hjemmemarkedet er kjennetegnet ved nedgang, hvor investoren da ønsker å veie opp dette tapet hjemme med gevinst i andre utenlandske markeder.

4.7.9 Betinget standardavvik og varians

Betinget varians og standardavvikgrafene i appendiks 15 og 16, modellert fra en EGARCH testutskrift, viser oss når det har inntruffet store sjokk på indeksene som oftest i form av store fall. Det vil si at vi får en ekstremverdi langt fra gjennomsnittlige verdier, som for eksempel en nedgang på Dow Jones på 9-10 prosent.

Vi ser at disse sjokkene påvirker volatiliteten. Ved å se på den betingede variansen i slutten av 2008, ser vi at sjokket som ga en veldig høy verdi for alle indeksene, ble etterfulgt av en periode på over et år med høy volatilitet. Det kan også være vanskelig å sammenligne volatilitetsklynger ved bare å se på volatilitetsgrafene. Vi kan for eksempel ikke se hvor langt unna gjennomsnittet en volatilitetsklynge er uten å se på standardavviksgrafene, eller sammenligne størrelsen på de i forhold til hverandre.

Tabell 4.14: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 1998 til 2010

	DDAX	DDOW	DFTSE100	DNikkei	DNYSE
DOBX	0,56685	0,35593	0,62095	0,32627	0,36671

Denne korrelasjonsmatrisen viser korrelasjonen for daglige observasjoner til OBX opp i mot de resterende indeksene for hele perioden 1988-2010, og viser at korrelasjonen mellom OBX og de europeiske børsene er størst. Dette som forventet, siden de europeiske børsene er mer integrert med OBX enn hva børsene fra i hvert fall Asia er og muligens også Amerika.

Vi kan også se på en periode med veldig lav volatilitet, og se hvor stor forskjellen er. Perioden januar 1994 til januar 1996 er en passende periode kjennetegnet ved oppgang og lav volatilitet.

Tabell 4.15: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 1994 til 1996

	DDAX	DDOW	DFTSE100	DNikkei	DNYSE
DOBX	0,58320	0,17524	0,47214	0,14999	0,16956

Vi ser at ved bull marked så er det bare DAX som korrelerer mer med OBX enn den ellers gjør, mens resten av indeksene korrelerer mindre med OBX enn hva de vanligvis gjør.

Fra volatilitetsgrafene ser vi at perioden januar 2008 til januar 2010 er svært volatil, og vi vet at finanskrisen førte til at alle indeksene i vår studie falt. Så denne perioden er velegnet for å kjøre en korrelasjonstest, som kan si oss en indikasjon på korrelasjonen under en nedgangsperiode.

Tabell 4.16: Korrelasjonsmatrise for OBX i perioden 2008 til 2010

	DDAX	DDow Jones	DFTSE100	DNikkei	DNYSE
DOBX	0,76841	0,52925	0,79819	0,46997	0,58922

Under denne perioden ser vi at korrelasjonen er høyere, sammenlignet med den lange perioden fra 1998 til 2010. Dette gir oss en indikasjon om at OBX følger de andre børsene

bedre når markedene er kjennetegnet ved høy volatilitet. Sammenligner vi denne perioden med perioden hvor det var lav volatilitet så blir forskjellen enda større.

Ifølge Embrechts et al. (1999) så er ofte finansdata kjennetegnet ved skjevhet og høy overskuddskurtose, noe som kan medføre at korrelasjonskoeffisienter ikke behøver hele intervallet $[-1,+1]$, hvor fordelingen til enkelte variabler kan være betydelig mindre. Dette kan igjen føre til upålitelige konklusjoner med veldig lav avhengighet, selv om variablene er sterkt korrelerte. Derfor vil en kointegrasjonstilnærming være mer passende i slike tilfeller til å si noe om langtidslinkingen mellom ulike aktivapriser. Dette kommer av at kointegrasjon reflekterer de felles driverne som driver langtidsbevegelsen mellom ulike aktiva. Vi vil derfor legge mye større vekt på kointegrasjonsresultatene (Embrechts et al., 1999).

5. Diskusjon og konklusjon

Norske investorer som ønsker å diversifisere til andre markeder trenger å være veldig selektive i forhold til hvilke markeder de diversifiserer til, siden fordelene ved internasjonal diversifisering avhenger av kointegrasjonen mellom Oslo børs og de markedene som investoren ønsker å diversifisere til. Dersom markedene kointegrerer vil fordelene ved internasjonal diversifisering reduseres eller forsvinne helt. For da å finne ut om det er noen fordeler for en norsk investor å diversifisere internasjonalt, har vi primært kjørt parvise kointegrasjonstester med Oslo børs som hjemmemarkedet, mot fem andre markeder. Vi har også valgt å kjøre en EGARCH test som viser volatilitetsklynger, og som er bedre egnet til å modellere nedgangsmarkeder. Kointegrasjonstestene er først kjørt over en lang periode fra januar 1987 til desember 2010, hvor vi har flere perioder kjennetegnet ved både oppgang og nedgang. Fra disse testene viste det seg at Oslo børs ikke kointegrerer med noen av de andre indeksene. Dette resultatet er kanskje ikke så veldig overraskende ettersom vi har kjørt testene over en rimelig lang periode med flere oppgang og nedgangsperioder. Men for at vi skulle kunne forsikre oss om at det er fordelaktig for en norsk investor å investere i disse markedene måtte vi teste for kointegrasjon mellom Dow Jones, NYSE, FTSE 100, Nikkei og DAX. Den multivariate kointegrasjonstesten viste heller ingen tegn til kointegrasjon. Resultatene fra både de parvise testene og den multivariate testen gir en indikasjon om at det er betydelige diversifiseringsgevinster å hente for norske investorer med et langt investeringsperspektiv på sine plasseringer til disse markedene. Fra EGARCH testen har vi sett at det er flere perioder hvor indeksene har volatilitetsklynger på samme tidspunkt, som gjør at diversifiseringspotensialet på disse tidspunktene blir forminsket. Blant disse tidspunktene er finanskrisen i 2008 den største. De andre tidspunktene er begynnelsen av 1990 tallet hvor vi hadde boligboble i de skandinaviske landene, og slutten av 1990 tallet hvor IT boblen var markant. Felles for disse tidspunktene hvor vi opplever volatilitetsklynger, er at de alle er kjennetegnet ved begivenheter som førte til nedgangsperioder i ettertid.

Den andre perioden vi har kjørt kointegrasjonstester over er fra januar 1992 til desember 1997. Fra volatilitetstestene vi har kjørt fant vi ut at dette er en periode kjennetegnet med relativt lav volatilitet samtidig som alle markedene over denne perioden med unntak av Nikkei viser til oppgang. Testresultatene fra de parvise testene viser ingen tegn til kointegrasjon. Dette gir oss en indikasjon på at når markedene er relativt stabile og kjennetegnet ved oppgang så vil det lønne seg å diversifisere internasjonalt. Men for å kunne

forsterke denne påstanden trenger vi å undersøke om disse fem internasjonale markedene kointegrerer seg imellom. Fra den multivariate Johansen kointegrasjonstesten hvor vi har inkludert alle de fem indeksene Dow Jones, NYSE, Nikkei, FTSE 100 og DAX fant vi tegn til ett kointegrasjonsforhold. For å undersøke dette kointegrasjonsforholdet nærmere har vi sett på strukturen til forholdet mellom disse markedene. Fra restriksjonstestene i α og β fant vi ut at Nikkei indeksen ikke tilhører langtidsforholdet og kan dermed ekskluderes fra det langsiktige likevektsforholdet. Videre viser testen for svak eksogenitet at det er det tyske markedet som tilpasser seg mot den langsiktige likevekten, mens de andre markedene er drivende trender. Det er kanskje ikke så veldig overraskende at det er de større markedene NYSE, Dow Jones og FTSE 100 som påvirker DAX. Resultatene fra restriksjonstestene ga klare indikasjoner angående langtidsforholdet mellom indeksene. Vi har funnet ut at DAX deler et felles langtidsforhold med NYSE, Dow Jones og FTSE 100 over denne tidsperioden. Dette indikerer at en norsk investor som ønsker å diversifisere til disse markedene over en periode kjennetegnet ved oppgang vil maksimere diversifiseringspotensialet ved å allokere ressurser til NYSE, Dow Jones, FTSE 100 og Nikkei samt utelukke DAX. EGARCH testen viser at det ikke er noen volatilitetsklynger over denne perioden for noen av indeksene, som underbygger konklusjonen om at diversifisering er fordelaktig. Korrelasjonstestene i perioden 1994 til 1996 viste oss at korrelasjonen var lavest over denne perioden som er kjennetegnet som en stabil periode med oppgang. Dette underbygger konklusjonen om at diversifiseringspotensialet er som størst under oppgangsperioder.

Den siste perioden vi har undersøkt er fra januar 2000 til desember 2003. Dette er en periode som er kjennetegnet ved høy volatilitet og nedgang for alle markedene vi har med i undersøkelsen. Testresultatene viser at Oslo børs kointegrerer med Nikkei og Dow Jones til et signifikansnivå på 5 prosent. Til et signifikansnivå på 10 prosent kointegrerer også Oslo børs med NYSE. Dette gir oss en indikasjon om at det er fordeler for en norsk investor å allokere ressurser til Tyskland og England når markedene verden over er kjennetegnet ved nedgang. Dette resultatet forsterkes ytterligere fra den parvise kointegrasjonstesten mellom DAX og FTSE 100 som ikke viser tegn til kointegrasjon. EGARCH testen underbygger konklusjonen ytterligere om at diversifiseringspotensialet minker over denne perioden siden volatilitetsklynger for indeksene OBX, Dow Jones, NYSE, FTSE 100, DAX oppstår på samme tidspunkt. Den eneste indeksen som ikke hadde volatilitetsklynge på dette tidspunktet var Nikkei. Korrelasjonstestene over perioden 2008 til 2010 viste oss at det var under denne nedgangsperioden korrelasjonen var som størst mellom OBX og de andre indeksene. Dette

forteller oss at det er minst diversifiseringsgevinst å hente når det er stor volatilitet i markedene samtidig som markedene er kjennetegnet ved nedgang.

Totalt sett viser det seg at fordelene ved å diversifisere internasjonalt til disse markedene for en norsk investor er større når markedene er kjennetegnet ved oppgang enn ved nedgang. Dette forteller oss at diversifiseringspotensialet er minst i nedgangsperioder, hvor behovet for diversifiseringsgevinsten er som størst. Mye tidligere litteratur som vi har drøftet i litteraturdelen av denne oppgaven underbygger denne konklusjonen om at diversifiseringspotensialet reduseres betraktelig når finansmarkedene er kjennetegnet ved nedgang.

6. Litteraturliste

Allen D E & MacDonald G (1995) *The long-run gains from international equity diversification: Australian evidence from cointegration tests*. Appl. Fin. Econ. Vol 5. 33-42.

Ammer J & Mai J (1996) *Measuring International Economic Linkages with Stock Market Data*. Journal of Finance. Vol 51.

Balarezo J (2010) *International Diversification using Cointegration and Modern Portfolio Theory*. Master Thesis: Applied Economics and Finance. Copenhagen Business School.

Banerjee A, Dolado J. J, Galbraith J. W & Hendry D. F (1993) *Co-integration, Error Correction, and the Econometric Analysis of Non-stationary Data, Advanced Texts in Econometrics*. Oxford University Press.

Bekaert G & Urias M S (1996) *Diversification, Integration and Emerging Market Closed-End Funds*. National Bureau of Economic Research. Vol 4990.

Berben R-P & Jansen W J (2005) *Comovement in international equity markets: A sectorial view*. Journal of International Money and Finance. Vol 24(2005). 832-857.

Berge S B (2004) *Pengemengdevekst og inflasjon – En empirisk analyse og teoretiske betraktninger*. Hovedfagsoppgave: Institutt for økonomi. Universitetet i Bergen.

Bodart V & Reding P (1999) *Exchange Rate Regime: Volatility and International Correlations on Bond and Stock Markets*. Journal of International Money and Finance. Vol 18(1).

Bodie Z, Kane A & Marcus A J (2008) *Essentials of investments*. New York, NY, 10020: McGraw-Hill/ Irwin.

Bouchaud J-P, Matacz A, Potters M (2008) *The leverage effect in financial markets: retarded volatility and market panic*. Journal of Science & Finance.

Brooks C (2008) *Introductory Econometrics for Finance: Second edition*. Cambridge University Press.

Butler K C & Joaquin D C (2002) *Are the gains from international portfolio diversification exaggerated? The influence of downside risk in bear markets*. Journal of International Money and Finance. Vol 21(2002). 981-1011.

Campbell J Y, Lo A W & MacKinley C A (1997) *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press, New Jersey.

Campbell J Y & Perron P (1991) *Pitfalls and opportunities: What macroeconomists should know about unit roots*. National Bureau of Economic Research Technical Working Paper No. 100.

Campbell R, Koedijk K & Kofman P (2002) *Increased Correlation in Bear Markets*. Financial Analysts Journal. Vol 58(1). 87-94.

Cont R (2005) *Volatility Clustering in Financial Markets: Empirical Facts and Agent-Based Models*. Centre de Mathématiques appliquées, Ecole Polytechnique.

Doornik J. A & Hendry D. F (2007) *Interactive Monte Carlo Experimentation in Econometrics PcNaive 4*. Timberlake Consultants Ltd.

Embrechts P, McNeil A, Straumann D (1999) *Correlation: pitfalls and alternatives*, Risk 5, Side. 69–71.

Enders W (2004) *Applied Econometric Time Series: Second edition*: John Wiley & Sons Inc.

Enders W (2009) *Applied Econometric Time Series*. Third edition: John Wiley & Sons Inc.

Engle R F (2001) *GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics*. Journal of Economic Perspectives, Vol 15(4), Side 157-168

Engle R F & NG V K (1993) *Measuring and testing the impact of news on volatility*. The journal of finance.

Ericsson N. R & MacKinnon J. G (2002) “*Distributions of error correction tests for cointegration*”. Econometrics Journal. Vol 5(2002). Side 285-318.

Eun C & Resnick B (1988) *Exchange Rate Uncertainty: Forward Contracts and International Portfolio Selection*. Journal of Finance. Vol 43.

Eviews 5 (2004) *Eviews 5 User's Guide*. Quantitative Micro Software.

Flavin T J, Hurley M J & Rousseau F (2001) *Explaining Stock Market Correlation: A Gravity Model Approach*. National University of Ireland.

Forbes K J & Rigobon R (2002) *No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements*. The Journal of Finance. Vol 57(5). Side 2223-2261.

Granger C W J (1969) “*Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods*”. Econometrica. Vol. 36(1969). Side 424-438.

Granger C W J (1980) *Long memory relationships and the aggregation of dynamic Models*. Journal of Econometrics.

Groenen P J F & Franses P H (2000) *Visualizing Time-varying Correlations across Stock markets*. Journal of Empirical Finance. Vol 7. Side 155-172.

Guillaume D, Dacorogna M, Dave R, Muller U, Olsen R & Pictet O (1997) *From the birds eye view to the microscope: A survey of new stylized facts of the intraday foreign exchange markets*. Journal of Finance and Stochastics.

Hamao Y, Masulis R W & Ng V (1990) *Correlations in Price Changes and Volatility across International Stock Markets*. The Review of Financial Studies. Vol 3(2). Side 281-307.

Harris R. (1995) *Using Cointegration Analysis in Econometric Modelling*. Prentice Hall/ Harvester Wheatsheaf.

Hendry D. F & Wallis K. F (1984) *Econometrics and Quantitative Economics*. Oxford: Basil Blackwel.

Hill R. C., Griffiths W. E. & Lim G. C. (2007) *Principles of Econometrics*: Third edition. John Wiley & Sons.

Ip Y K (1991) *International Diversification and Exchange Rate Risk*. School of Accounting and Finance, University College of Southern Queensland. 2nd AFIR Colloquium. Vol 4(1991). Side 159-170.

Jorion P (1986) *The Exchange Rate Exposure of US Multinationals*. Columbia University.

Juselius K (2006) *The Cointegrated VAR model*. New York: Oxford University Press.

Karolyi G A & Stulz R M (1996) *Why Do Markets Move Together? An Investigation of U.S.-Japan Stock Return Comovements*. The Journal of Finance. Vol 3(1996).

Kasa K (1991) *Common stochastic trends in international stock markets*. Journal of Monetary Economics. Vol. 29(1991). Side 95-124.

Keynes J M (1936) *The General Theory at Employment, Interest and Money*. Macmillan Cambridge University Press.

Kindleberger C. P & Aliber R. Z (2005) *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*. New York, NY, 10010: Palgrave Macmillan.

King M A & Wadhvani S (1990) *Transmission of Volatility between Stock Markets*. National Bureau of Economic Research. Vol 3(1).

Kiviet J & Phillips G. D. A (1992) “*Exact similar tests for unit roots and cointegration*”. Oxford Bulletin of Economics and Statistics. Vol 54. Side 349-67.

Kremers J. J. M, Ericsson N. R & Dolado J (1992) “*The power of cointegration tests*”. Oxford Bulletin of Economics and Statistics. Vol 54. Side 325-48.

Kwan A C C, Sim A B & Cotsomitis J A (1995) The causal relationships between equity indices on world exchanges. Appl. Econ. Vol 27. Side 33-37.

Kyoseva K (2010) *En komparativ empirisk studie av Bulgaria og Norge ved bruk av kointegrasjonsanalyse*. Masteroppgave: Økonomisk Institutt. Universitetet i Oslo.

LeBaron B (2001) *Evolution and time horizons in an agent-based stock market*. Macroeconomic Dynamics.

Lee S & Kim K (1993) *Does the October 1987 Crash Strengthen the Co-movements among National Stock Markets?* Review of Financial Economics. Vol 3. Side 89-102.

Levi M D (2005) *International Finance*. 4th Edition. Oxford UK. Routledge Publisher.

Levy H & Sarnat M (1970) *International Diversification of Investment Portfolios*. The American Economic Review. Vol 60(4). Side 668-675.

Li M-Y. L (1999) *Change in Volatility Regimes and Diversification in Emerging Stock Markets*. South African Journal of Economics. Vol 77(1).

Longin F & Solnik B (1995) *Is the correlation in international equity returns constant: 1960 – 1990?* Journal of International Money and Finance. Vol 14(1). Side 3-26.

Longin F & Solnik B (2001) *Extreme Correlation of International Equity Markets*. The Journal of Finance. Vol 56(2). Side 649 – 676.

Lux T & Marchesi M (2000) *Volatility clustering in financial markets : a micro simulation of interacting agents*. International Journal of Theoretical and Applied Finance.

Markowitz H (1952) *Portfolio Selection*. Journal of Finance. Vol 7(1), Side 77 – 91.

Minsky H P (1982) *Can it happen again?* M.E. Sharpe, inc, New York.

Olienky J P, Schwebach R G & Zumwalt J K (1999) *WEBS, SPDRs, and country funds: an analysis of international cointegration*. Journal of Multinational Financial Management. Vol 9(1999). Side 217 – 232.

Osterwald-Lenum M (1992) *A Note with Quantiles of the Asymptotic Distribution of the Maximum Likelihood Cointegration Rank Test Statistics*. Oxford Bulletin of Economics & Statistics. Vol 54(1992). Side 461-472.

United States Department of labor (n.d) *Bureau of Labor Statistics*. Hentet den 23 mars 2011 fra: <http://www.bls.gov/>

You L & Daigler R T (2009) *Is international diversification really beneficial?* Journal of Banking & Finance. Vol 34(2010). Side 163-173.

Roll R (1987) R^2 . The Journal of Finance. Vol 43(3). Side 541-566.

Sharpe W F, Alexander G J & Bailey J V (1999) *Investments: Sixth edition*. New Jersey. Prentice Hall.

Solnik B H (1974) *An International Market Model of Security Price Behaviour*. Journal of Financial and Quantitative Analysis. Vol 9(4). Side 537-554.

Stock J & Watson (2007) *Introduction to Econometrics: second edition*. Pearson. Addison Wesley.

Taylor J B (2008) *The Financial Crisis and the Policy Responses: An Empirical Analysis of What Went Wrong*. Bank of Canada.

Zivot E & Wang J (2006) *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*. Springer Science+Business Media.

Appendiks 1: Augmented Dickey-Fuller test for enhetsrøtter. 6 aksjeindekser i nivå

Oslo All Share prisindeks:

Null Hypothesis: OBX has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.476159	0.8924
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Nikkei 225 gjennomsnittlige prisindeks:

Null Hypothesis: NIKKEI has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.322854	0.6196
Test critical values:	1% level	-3.452991
	5% level	-2.871402
	10% level	-2.572097
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

NYSE composite prisindeks:

Null Hypothesis: NYSE has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.050553	0.7355
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Dow Jones totale prisindeks:

Null Hypothesis: DOW_JONES has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.013157	0.7493
Test critical values:	1% level	-3.452991
	5% level	-2.871402
	10% level	-2.572097
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

FTSE All Share prisindeks:

Null Hypothesis: FTSE100 has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.252518	0.6521
Test critical values:	1% level	-3.452991
	5% level	-2.871402
	10% level	-2.572097
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

DAX 30 performance prisindeks:

Null Hypothesis: DAX has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.945615	0.7726
Test critical values:	1% level	-3.452991
	5% level	-2.871402
	10% level	-2.572097
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Appendiks 2: ADF test for enhetsrøtter. 6 aksjeindekser I førstedifferansen

Oslo All Share prisindeks:

Null Hypothesis: D(OBX) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.89250	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Nikkei 225 gjennomsnittlige prisindeks:

Null Hypothesis: D(NIKKEI) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-16.26889	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

NYSE composite prisindeks:

Null Hypothesis: D(NYSE) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.95783	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Dow Jones totale prisindeks:

Null Hypothesis: D(DOW_JONES) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.79458	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

FTSE All Share prisindeks:

Null Hypothesis: D(FTSE100) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.65135	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

DAX 30 performance prisindeks:

Null Hypothesis: D(DAX) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.56934	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453072
	5% level	-2.871438
	10% level	-2.572116
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Appendiks 3: Lagrange Multiplier test for autokorrelasjon

OBX - DAX

VEC Residual Serial Correlation LM Tests		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 04/06/11 Time: 16:51		
Sample: 1987M01 2010M12		
Included observations: 285		
Lags	LM-Stat	Prob
1	3.379069	0.4965
2	1.722293	0.7867
3	4.297882	0.3672
4	4.490552	0.3437
5	2.223247	0.6948
6	2.979307	0.5613
7	1.718518	0.7874
8	5.293330	0.2585
9	8.054945	0.0896
10	2.813305	0.5895
11	1.614213	0.8062
12	4.921165	0.2955
Probs from chi-square with 4 df.		

OBX - DOW

VEC Residual Serial Correlation LM Tests		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 04/06/11 Time: 16:53		
Sample: 1987M01 2010M12		
Included observations: 285		
Lags	LM-Stat	Prob
1	7.398042	0.1163
2	3.370576	0.4978
3	1.354354	0.8521
4	4.898144	0.2979
5	0.857208	0.9306
6	5.203808	0.2670
7	2.848096	0.5836
8	1.830986	0.7668
9	5.608296	0.2304
10	3.414816	0.4909
11	3.891054	0.4210
12	1.310083	0.8597
Probs from chi-square with 4 df.		

OBX - FTSE 100

VEC Residual Serial Correlation LM Tests		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 04/06/11 Time: 16:55		
Sample: 1987M01 2010M12		
Included observations: 285		
Lags	LM-Stat	Prob
1	4.471548	0.3459
2	7.797229	0.0993
3	5.712149	0.2217
4	8.868215	0.0645
5	1.969414	0.7414
6	1.723368	0.7865
7	3.406071	0.4923
8	2.228361	0.6938
9	3.191765	0.5263
10	2.561237	0.6337
11	1.732965	0.7847
12	0.974320	0.9137
Probs from chi-square with 4 df.		

OBX - Nikkei

VEC Residual Serial Correlation LM Tests		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 04/06/11 Time: 16:59		
Sample: 1987M01 2010M12		
Included observations: 285		
Lags	LM-Stat	Prob
1	4.404155	0.3541
2	6.582145	0.1597
3	1.677683	0.7948
4	6.074208	0.1937
5	4.154783	0.3855
6	5.351112	0.2531
7	0.746319	0.9455
8	2.442199	0.6550
9	2.162384	0.7059
10	2.274592	0.6854
11	0.509182	0.9726
12	3.690190	0.4496
Probs from chi-square with 4 df.		

OBX – NYSE

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
 H0: no serial correlation at lag order h
 Date: 04/06/11 Time: 17:01
 Sample: 1987M01 2010M12
 Included observations: 285

Lags	LM-Stat	Prob
1	5.116838	0.2755
2	4.140777	0.3873
3	2.996177	0.5585
4	2.434046	0.6565
5	1.790459	0.7742
6	5.694891	0.2231
7	3.092376	0.5425
8	1.461789	0.8334
9	4.961952	0.2912
10	3.857316	0.4257
11	3.540289	0.4718
12	2.133398	0.7112

Probs from chi-square with 4 df.

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX periode 1

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
 H0: no serial correlation at lag order h
 Date: 04/15/11 Time: 17:15
 Sample: 1987M01 2010M12
 Included observations: 285

Lags	LM-Stat	Prob
1	22.09121	0.6305
2	37.61419	0.0504
3	28.28047	0.2951
4	28.65441	0.2786
5	18.78387	0.8074
6	26.48983	0.3818
7	19.52368	0.7713
8	18.42181	0.8240
9	25.33556	0.4437
10	23.05951	0.5741
11	23.00583	0.5772
12	21.79994	0.6473

Probs from chi-square with 25 df.

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX periode 2 DAX – FTSE periode 3

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
 H0: no serial correlation at lag order h
 Date: 04/15/11 Time: 20:36
 Sample: 1992M01 1997M12
 Included observations: 69

Lags	LM-Stat	Prob
1	33.38221	0.1218
2	28.26022	0.2960
3	27.40932	0.3358
4	18.93648	0.8002
5	23.01929	0.5764
6	15.31879	0.9336
7	17.13469	0.8769
8	29.92808	0.2270
9	16.38698	0.9028
10	17.48507	0.8635
11	27.40313	0.3361
12	19.51678	0.7717

Probs from chi-square with 25 df.

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
 H0: no serial correlation at lag order h
 Date: 04/16/11 Time: 13:44
 Sample: 2000M01 2003M12
 Included observations: 45

Lags	LM-Stat	Prob
1	3.677567	0.4514
2	2.580486	0.6303
3	4.849452	0.3031
4	7.313742	0.1202
5	4.361860	0.3592
6	1.793945	0.7736
7	1.677978	0.7947
8	6.028592	0.1970
9	3.971888	0.4098
10	0.676215	0.9542
11	1.229979	0.8731
12	2.144848	0.7091

Probs from chi-square with 4 df.

Appendiks 4: Jarque – Bera test for normalitet (Doornik-Hansen)

OBX - DAX

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/06/11 Time: 17:04				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.897953	30.52967	1	0.0000
2	-0.469403	10.02363	1	0.0015
Joint		40.55331	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	5.341067	0.384556	1	0.5352
2	4.457013	8.200526	1	0.0042
Joint		8.585082	2	0.0137
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	30.91423	2	0.0000	
2	18.22416	2	0.0001	
Joint	49.13839	4	0.0000	

OBX - DOW

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/06/11 Time: 17:16				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.672818	18.98988	1	0.0000
2	-0.638743	17.36650	1	0.0000
Joint		36.35639	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	4.147788	4.12E-05	1	0.9949
2	4.369532	1.102520	1	0.2937
Joint		1.102561	2	0.5762
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	18.98992	2	0.0001	
2	18.46902	2	0.0001	
Joint	37.45895	4	0.0000	

OBX – FTSE 100

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/06/11 Time: 17:19				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.649056	17.85351	1	0.0000
2	-0.922253	31.83673	1	0.0000
Joint		49.69024	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.841826	0.529759	1	0.4667
2	7.115423	20.45504	1	0.0000
Joint		20.98480	2	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	18.38327	2	0.0001	
2	52.29177	2	0.0000	
Joint	70.67504	4	0.0000	

OBX - Nikkei

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/06/11 Time: 17:20				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.968623	34.35320	1	0.0000
2	-0.154711	1.181019	1	0.2771
Joint		35.53421	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	5.457311	0.003743	1	0.9512
2	3.112690	0.246481	1	0.6196
Joint		0.250224	2	0.8824
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	34.35694	2	0.0000	
2	1.427500	2	0.4898	
Joint	35.78444	4	0.0000	

OBX - NYSE

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/06/11 Time: 17:21				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.565323	14.02054	1	0.0002
2	-0.585473	14.91649	1	0.0001
Joint		28.93703	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.654684	0.192471	1	0.6609
2	4.590355	4.924743	1	0.0265
Joint		5.117214	2	0.0774
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	14.21301	2	0.0008	
2	19.84123	2	0.0000	
Joint	34.05425	4	0.0000	

NYSE – Nikkei – FTSE 100 – DOW – DAX periode 1

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/15/11 Time: 16:56				
Sample: 1987M01 2010M12				
Included observations: 285				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.525983	12.32502	1	0.0004
2	-0.208154	2.119406	1	0.1454
3	-0.477566	10.34497	1	0.0013
4	-0.103970	0.536570	1	0.4639
5	-0.295912	4.201685	1	0.0404
Joint		29.52765	5	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	5.832622	33.16380	1	0.0000
2	3.105357	0.077212	1	0.7811
3	6.485852	55.61067	1	0.0000
4	4.524196	22.79647	1	0.0000
5	3.703993	3.392558	1	0.0655
Joint		115.0407	5	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	45.48882	2	0.0000	
2	2.196618	2	0.3334	
3	65.95564	2	0.0000	
4	23.33304	2	0.0000	
5	7.594243	2	0.0224	
Joint	144.5684	10	0.0000	

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX periode 2

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/15/11 Time: 20:49				
Sample: 1992M01 1997M12				
Included observations: 69				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.054236	0.040027	1	0.8414
2	-0.192002	0.495445	1	0.4815
3	-0.133758	0.242112	1	0.6227
4	0.024059	0.007883	1	0.9293
5	-0.061237	0.051011	1	0.8213
Joint		0.836477	5	0.9746
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	1.130063	45.85125	1	0.0000
2	1.431705	21.36629	1	0.0000
3	1.410345	20.93410	1	0.0000
4	1.341060	23.52515	1	0.0000
5	1.885150	5.339054	1	0.0209
Joint		117.0158	5	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	45.89128	2	0.0000	
2	21.86173	2	0.0000	
3	21.17621	2	0.0000	
4	23.53303	2	0.0000	
5	5.390065	2	0.0675	
Joint		117.8523	10	0.0000

DAX – FTSE 100 periode 3

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Residual Correlation (Doornik-Hansen)				
H0: residuals are multivariate normal				
Date: 04/16/11 Time: 14:06				
Sample: 2000M01 2003M12				
Included observations: 45				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.390091	1.378774	1	0.2403
2	-0.276768	0.709903	1	0.3995
Joint		2.088678	2	0.3519
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	1.954205	5.646441	1	0.0175
2	1.371638	20.12159	1	0.0000
Joint		25.76804	2	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	7.025216	2	0.0298	
2	20.83150	2	0.0000	
Joint	27.85671	4	0.0000	

Appendiks 5: Whites's test for heteroskedastisitet

OBX - DAX

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/06/11 Time: 17:24					
Sample: 1987M01 2010M12					
Included observations: 285					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
40.23128	30	0.1005			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(10,274)	Prob.	Chi-sq(10)	Prob.
res1*res1	0.031511	0.891486	0.5416	8.980564	0.5339
res2*res2	0.072859	2.153204	0.0209	20.76469	0.0228
res2*res1	0.038985	1.111524	0.3534	11.11075	0.3490

OBX - DOW

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/06/11 Time: 17:27					
Sample: 1987M01 2010M12					
Included observations: 285					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
58.07706	45	0.0913			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(15,269)	Prob.	Chi-sq(15)	Prob.
res1*res1	0.025894	0.476712	0.9511	7.379818	0.9462
res2*res2	0.042371	0.793469	0.6847	12.07567	0.6733
res2*res1	0.029493	0.544986	0.9135	8.405584	0.9065

OBX – FTSE 100

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/06/11 Time: 17:29					
Sample: 1987M01 2010M12					
Included observations: 285					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
35.96447	30	0.2092			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(10,274)	Prob.	Chi-sq(10)	Prob.
res1*res1	0.029561	0.834650	0.5955	8.424944	0.5874
res2*res2	0.044717	1.282609	0.2400	12.74443	0.2383
res2*res1	0.041172	1.176558	0.3066	11.73406	0.3032

OBX - Nikkei

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/06/11 Time: 17:30					
Sample: 1987M01 2010M12					
Included observations: 285					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
59.23984	45	0.0756			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(15,269)	Prob.	Chi-sq(15)	Prob.
res1*res1	0.019198	0.351021	0.9888	5.471399	0.9873
res2*res2	0.125998	2.585302	0.0012	35.90936	0.0018
res2*res1	0.008616	0.155865	0.9999	2.455701	0.9999

OBX - NYSE

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)

Date: 04/06/11 Time: 17:31

Sample: 1987M01 2010M12

Included observations: 285

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
43.86312	36	0.1726

Individual components:

Dependent	R-squared	F(12,272)	Prob.	Chi-sq(12)	Prob.
res1*res1	0.018487	0.426937	0.9521	5.268864	0.9484
res2*res2	0.047806	1.138015	0.3292	13.62481	0.3253
res2*res1	0.028252	0.658991	0.7900	8.051759	0.7811

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX for periode 1

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/15/11 Time: 19:42					
Sample: 1987M01 2010M12					
Included observations: 285					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
555.3958	405	0.0000			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(27,257)	Prob.	Chi-sq(27)	Prob.
res1*res1	0.126661	1.380477	0.1055	36.09837	0.1132
res2*res2	0.161351	1.831303	0.0090	45.98499	0.0128
res3*res3	0.087604	0.913918	0.5919	24.96700	0.5763
res4*res4	0.106590	1.135624	0.2987	30.37812	0.2974
res5*res5	0.102334	1.085114	0.3575	29.16524	0.3529
res2*res1	0.117705	1.269850	0.1744	33.54606	0.1796
res3*res1	0.097249	1.025384	0.4345	27.71596	0.4257
res3*res2	0.073727	0.757624	0.8035	21.01206	0.7857
res4*res1	0.116561	1.255879	0.1851	33.21999	0.1899
res4*res2	0.105800	1.126218	0.3092	30.15313	0.3073
res4*res3	0.093293	0.979381	0.4980	26.58852	0.4862
res5*res1	0.113381	1.217229	0.2175	32.31356	0.2207
res5*res2	0.092649	0.971934	0.5085	26.40508	0.4962
res5*res3	0.084308	0.876378	0.6459	24.02791	0.6288
res5*res4	0.103566	1.099686	0.3399	29.51634	0.3363

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX for periode 2

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)					
Date: 04/15/11 Time: 21:06					
Sample: 1992M01 1997M12					
Included observations: 69					
Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
399.4623	360	0.0743			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(24,44)	Prob.	Chi-sq(24)	Prob.
res1*res1	0.421898	1.337963	0.1975	29.11095	0.2160
res2*res2	0.223146	0.526611	0.9528	15.39705	0.9086
res3*res3	0.457810	1.548018	0.1029	31.58892	0.1375
res4*res4	0.366145	1.059023	0.4229	25.26403	0.3915
res5*res5	0.463881	1.586303	0.0909	32.00776	0.1268
res2*res1	0.354527	1.006961	0.4783	24.46237	0.4354
res3*res1	0.418946	1.321855	0.2071	28.90730	0.2236
res3*res2	0.445567	1.473349	0.1304	30.74413	0.1613
res4*res1	0.390372	1.173964	0.3149	26.93566	0.3075
res4*res2	0.329758	0.901999	0.5981	22.75333	0.5344
res4*res3	0.388714	1.165808	0.3218	26.82127	0.3129
res5*res1	0.486855	1.739404	0.0549	33.59298	0.0922
res5*res2	0.487084	1.741002	0.0546	33.60880	0.0919
res5*res3	0.447554	1.485240	0.1256	30.88121	0.1572
res5*res4	0.447923	1.487460	0.1247	30.90669	0.1565

DAX – FTSE 100 periode 3

VEC Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)

Date: 04/16/11 Time: 14:29

Sample: 2000M01 2003M12

Included observations: 45

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
25.70850	30	0.6899

Individual components:

Dependent	R-squared	F(10,34)	Prob.	Chi-sq(10)	Prob.
res1*res1	0.257549	1.179427	0.3380	11.58971	0.3135
res2*res2	0.236673	1.054185	0.4223	10.65028	0.3854
res2*res1	0.248824	1.126236	0.3721	11.19708	0.3424

Appendiks 6: Johansen's Trase test for kointegrasjon

OBX - DAX

Date: 04/06/11 Time: 17:39				
Sample (adjusted): 1987M04 2010M12				
Included observations: 285 after adjustments				
Trend assumption: Linear deterministic trend				
Series: LOGOBX LOGDAX				
Lags interval (in first differences): 1 to 2				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.011288	4.086570	15.49471	0.8964
At most 1	0.002982	0.851182	3.841466	0.3562
Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

OBX - DOW

Date: 04/06/11 Time: 17:43				
Sample (adjusted): 1987M04 2010M12				
Included observations: 285 after adjustments				
Trend assumption: Linear deterministic trend				
Series: LOGOBX LOGDOW_JONES				
Exogenous series: DUM1998M8 DUM2000M11 DUM2001M2 DUM2002M9 DUM2008M10				
Warning: Critical values assume no exogenous series				
Lags interval (in first differences): 1 to 2				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.007093	2.480588	15.49471	0.9855
At most 1	0.001585	0.451949	3.841466	0.5014
Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

OBX – FTSE 100

Date: 04/06/11 Time: 17:46

Sample (adjusted): 1987M04 2010M12

Included observations: 285 after adjustments

Trend assumption: Linear deterministic trend

Series: LOGOBX LOGFTSE100

Lags interval (in first differences): 1 to 2

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.008409	2.801155	15.49471	0.9752
At most 1	0.001383	0.394316	3.841466	0.5300

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

OBX - Nikkei

Date: 04/06/11 Time: 17:49

Sample (adjusted): 1987M04 2010M12

Included observations: 285 after adjustments

Trend assumption: Linear deterministic trend

Series: LOGOBX LOGNIKKEI

Exogenous series: DUM1990M2 DUM1990M3 DUM2008M1 DUM2008M9

DUM2008M10

Warning: Critical values assume no exogenous series

Lags interval (in first differences): 1 to 2

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.016893	5.217029	15.49471	0.7854
At most 1	0.001268	0.361493	3.841466	0.5477

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

OBX - NYSE

Date: 04/06/11 Time: 17:52
Sample (adjusted): 1987M04 2010M12
Included observations: 285 after adjustments
Trend assumption: Linear deterministic trend
Series: LOGOBX LOGNYSE
Exogenous series: DUM2008M9 DUM2008M10
Warning: Critical values assume no exogenous series
Lags interval (in first differences): 1 to 2

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.007578	2.232598	15.49471	0.9912
At most 1	0.000227	0.064712	3.841466	0.7992

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX periode 1

Date: 04/15/11 Time: 20:02
Sample (adjusted): 1987M04 2010M12
Included observations: 285 after adjustments
Trend assumption: Linear deterministic trend
Series: LOGNYSE LOGNIKKEI LOGFTSE100 LOGDOW_JONES LOGDAX
Exogenous series: DUM1990M2 DUM1990M3 DUM2008M1 DUM2008M9
DUM2008M10
Warning: Critical values assume no exogenous series
Lags interval (in first differences): 1 to 2

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.068866	51.66789	69.81889	0.5642
At most 1	0.059056	31.33260	47.85613	0.6486
At most 2	0.039551	13.98419	29.79707	0.8415
At most 3	0.007557	2.483253	15.49471	0.9854
At most 4	0.001127	0.321466	3.841466	0.5707

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

NYSE – Nikkei – FTSE100 – DOW – DAX periode 2

Date: 04/15/11 Time: 21:31				
Sample (adjusted): 1992M04 1997M12				
Included observations: 69 after adjustments				
Trend assumption: Linear deterministic trend				
Series: LOGNYSE LOGNIKKEI LOGFTSE100 LOGDOW LOGDAX				
Exogenous series: DCRUDE_OIL				
Warning: Critical values assume no exogenous series				
Lags interval (in first differences): 1 to 2				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.401409	73.90544	69.81889	0.0227
At most 1	0.210299	38.49627	47.85613	0.2808
At most 2	0.137269	22.20531	29.79707	0.2873
At most 3	0.113338	12.01733	15.49471	0.1561
At most 4	0.052448	3.717249	3.841466	0.0538
Trace test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

DAX – FTSE 100 periode 3

Date: 04/16/11 Time: 14:21				
Sample (adjusted): 2000M04 2003M12				
Included observations: 45 after adjustments				
Trend assumption: Linear deterministic trend				
Series: LOGFTSE_100 LOGDAX				
Lags interval (in first differences): 1 to 2				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.220614	12.56376	15.49471	0.1318
At most 1	0.029502	1.347563	3.841466	0.2457
Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

Appendiks 7: Restriksjonstesting på β og α

Test for β eksklusjon, NYSE

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 19:51 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: B(1,1)=0 Convergence achieved after 21 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 12.77206 Probability 0.000352	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	0.000000
LOGNIKKEI(-1)	3.407991
LOGFTSE100(-1)	-15.31578
LOGDOW(-1)	-0.196174
LOGDAX(-1)	10.49684
C	0.617951

Test for β eksklusjon, FTSE 100

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 19:54 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: B(1,3)=0 Convergence achieved after 20 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 18.31530 Probability 0.000019	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	6.699142
LOGNIKKEI(-1)	1.576896
LOGFTSE100(-1)	0.000000
LOGDOW(-1)	-9.249705
LOGDAX(-1)	2.602829
C	-10.09123

Test for β eksklusjon, DOW

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 19:55 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: $B(1,4)=0$ Convergence achieved after 17 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 12.59079 Probability 0.000388	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-1.518108
LOGNIKKEI(-1)	3.255407
LOGFTSE100(-1)	-14.02061
LOGDOW(-1)	0.000000
LOGDAX(-1)	10.73851
C	1.204666

Test for β eksklusjon, DAX

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 19:56 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: $B(1,5)=0$ Convergence achieved after 23 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 17.13063 Probability 0.000035	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-35.62285
LOGNIKKEI(-1)	-1.344513
LOGFTSE100(-1)	-10.83403
LOGDOW(-1)	41.88679
LOGDAX(-1)	0.000000
C	20.54938

Test for β eksklusjon, Nikkei

Vector Error Correction Estimates	
Date: 04/17/11 Time: 19:53	
Sample (adjusted): 1992M04 1997M12	
Included observations: 69 after adjustments	
Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions:	
B(1,2)=0	
Convergence achieved after 8 iterations.	
Not all cointegrating vectors are identified	
LR test for binding restrictions (rank = 1):	
Chi-square(1)	0.846111
Probability	0.357655
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-102.7973
LOGNIKKEI(-1)	0.000000
LOGFTSE100(-1)	-34.70609
LOGDOW(-1)	104.8163
LOGDAX(-1)	17.62388
C	48.61151

Test for svak eksogen variabel ($\alpha=0$), NYSE

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 21:17 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: A(1,1)=0 Convergence achieved after 9 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 0.156081 Probability 0.692790	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-103.5301
LOGNIKKEI(-1)	2.021063
LOGFTSE100(-1)	-35.79569
LOGDOW(-1)	105.9787
LOGDAX(-1)	17.90555
C	30.52964

Test for svak eksogen variabel ($\alpha=0$), Nikkei

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 21:18 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: A(2,1)=0 Convergence achieved after 12 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 7.287969 Probability 0.006942	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-114.3471
LOGNIKKEI(-1)	-1.478172
LOGFTSE100(-1)	-35.46993
LOGDOW(-1)	118.6530
LOGDAX(-1)	15.33030
C	60.66532

Test for svak eksogen variabel ($\alpha=0$), FTSE 100

Test for svak eksogen variabel ($\alpha=0$), DOW

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 21:19 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: A(3,1)=0 Convergence achieved after 8 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 0.013880 Probability 0.906215	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-102.5609
LOGNIKKEI(-1)	2.328795
LOGFTSE100(-1)	-35.51146
LOGDOW(-1)	104.4988
LOGDAX(-1)	18.13180
C	28.55795

Vector Error Correction Estimates Date: 04/17/11 Time: 21:20 Sample (adjusted): 1992M04 1997M12 Included observations: 69 after adjustments Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions: A(4,1)=0 Convergence achieved after 10 iterations. Not all cointegrating vectors are identified LR test for binding restrictions (rank = 1): Chi-square(1) 0.259987 Probability 0.610129	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-103.1237
LOGNIKKEI(-1)	1.931239
LOGFTSE100(-1)	-35.78294
LOGDOW(-1)	105.6105
LOGDAX(-1)	17.89224
C	31.31216

Test for svak eksogen variabel ($\alpha=0$), DAX

Vector Error Correction Estimates	
Date: 04/17/11 Time: 21:20	
Sample (adjusted): 1992M04 1997M12	
Included observations: 69 after adjustments	
Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegration Restrictions:	
A(5,1)=0	
Convergence achieved after 21 iterations.	
Not all cointegrating vectors are identified	
LR test for binding restrictions (rank = 1):	
Chi-square(1)	10.09511
Probability	0.001487
Cointegrating Eq:	CointEq1
LOGNYSE(-1)	-104.0089
LOGNIKKEI(-1)	2.980777
LOGFTSE100(-1)	-36.49688
LOGDOW(-1)	111.2341
LOGDAX(-1)	14.55777
C	10.80304

Appendiks 8: ARCH LM test fra de naturlige tallseriene OBX

ARCH Test:				
F-statistic	95.09978	Prob. F(10,6239)	0.000000	
Obs*R-squared	826.6673	Prob. Chi-Square(10)	0.000000	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 03/29/11 Time: 00:34				
Sample (adjusted): 12 6261				
Included observations: 6250 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.19E-05	1.05E-05	6.828500	0.0000
RESID^2(-1)	0.255976	0.012658	20.22277	0.0000
RESID^2(-2)	-0.003262	0.013054	-0.249850	0.8027
RESID^2(-3)	0.050369	0.013044	3.861572	0.0001
RESID^2(-4)	0.065942	0.013035	5.058762	0.0000
RESID^2(-5)	0.043953	0.013053	3.367385	0.0008
RESID^2(-6)	0.038559	0.013053	2.954112	0.0031
RESID^2(-7)	0.062515	0.013035	4.795883	0.0000
RESID^2(-8)	0.041199	0.013044	3.158545	0.0016
RESID^2(-9)	0.044537	0.013054	3.411745	0.0006
RESID^2(-10)	0.019688	0.012658	1.555428	0.1199
R-squared	0.132267	Mean dependent var	0.000189	
Adjusted R-squared	0.130876	S.D. dependent var	0.000812	
S.E. of regression	0.000757	Akaike info criterion	-11.53207	
Sum squared resid	0.003577	Schwarz criterion	-11.52021	
Log likelihood	36048.73	F-statistic	95.09978	
Durbin-Watson stat	2.002034	Prob(F-statistic)	0.000000	

Appendiks 9: Krysskorrelasjon

OBX residual fra GARCH

Date: 04/24/11 Time: 19:46					
Sample: 1 6001					
Included observations: 6000					
Correlations are asymptotically consistent approximations					
OBXG ² ,OBXG(-i)	OBXG ² ,OBXG(+i)	i	lag	lead	
**	**	0	-0.1679	-0.1679	
*		1	-0.0852	0.0251	
*		2	-0.0759	-0.0179	
*		3	-0.0841	0.0320	
*	*	4	-0.0620	-0.0512	
*	*	5	-0.0771	-0.0466	
*		6	-0.0622	-0.0293	
*		7	-0.0691	-0.0329	
*	*	8	-0.0621	-0.0465	
*	*	9	-0.0509	-0.0856	
*		10	-0.0638	0.0392	

OBX residual fra EGARCH

Date: 03/31/11 Time: 18:16					
Sample: 1 6001					
Included observations: 6000					
Correlations are asymptotically consistent approximations					
OBXE ² ,OBXE(-i)	OBXE ² ,OBXE(+i)	i	lag	lead	
**	**	0	-0.2246	-0.2246	
		1	-0.0224	0.0105	
		2	-0.0165	0.0211	
		3	0.0090	-0.0023	
		4	0.0132	-0.0106	
		5	-0.0052	-0.0041	
		6	0.0162	-0.0074	
		7	-0.0054	-0.0200	
		8	0.0060	-0.0173	
		9	-0.0186	-0.0088	
		10	0.0157	0.0068	

Appendiks 10: Residualtester for EGARCH. ARCH-LM tester

OBX

ARCH Test:				
F-statistic	0.458446	Prob. F(10,5978)	0.917079	
Obs*R-squared	4.589372	Prob. Chi-Square(10)	0.916869	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 04/04/11 Time: 13:54				
Sample (adjusted): 1/19/1988 12/31/2010				
Included observations: 5989 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.028265	0.053308	19.28919	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	0.012651	0.012932	0.978237	0.3280
WGT_RESID^2(-2)	-0.008509	0.012932	-0.657973	0.5106
WGT_RESID^2(-3)	0.006561	0.012932	0.507368	0.6119
WGT_RESID^2(-4)	-0.003608	0.012932	-0.278994	0.7803
WGT_RESID^2(-5)	0.005249	0.012932	0.405882	0.6848
WGT_RESID^2(-6)	-0.011552	0.012930	-0.893368	0.3717
WGT_RESID^2(-7)	-0.002414	0.012931	-0.186684	0.8519
WGT_RESID^2(-8)	-0.004887	0.012931	-0.377899	0.7055
WGT_RESID^2(-9)	-0.015826	0.012931	-1.223900	0.2210
WGT_RESID^2(-10)	-0.006286	0.012931	-0.486064	0.6269
R-squared	0.000766	Mean dependent var	0.999612	
Adjusted R-squared	-0.000905	S.D. dependent var	2.649908	
S.E. of regression	2.651107	Akaike info criterion	4.789667	
Sum squared resid	42015.60	Schwarz criterion	4.801969	
Log likelihood	-14331.66	F-statistic	0.458446	
Durbin-Watson stat	1.999913	Prob(F-statistic)	0.917079	

Appendiks 11: Korrelogram til standardiserte residualer

OBX

Date: 04/19/11 Time: 22:18					
Sample: 3 6001					
Included observations: 5999					
Q-statistic					
probabilities					
adjusted for 1 ARMA					
term(s)					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.001	-0.001	0.0019
		2	0.023	0.023	3.2667 0.071
		3	0.008	0.008	3.6563 0.161
		4	0.026	0.025	7.7172 0.052
		5	0.007	0.007	8.0075 0.091
		6	-0.002	-0.003	8.0378 0.154
		7	0.017	0.016	9.7209 0.137
		8	0.011	0.011	10.481 0.163
		9	0.028	0.027	15.194 0.055
		10	0.022	0.022	18.159 0.043

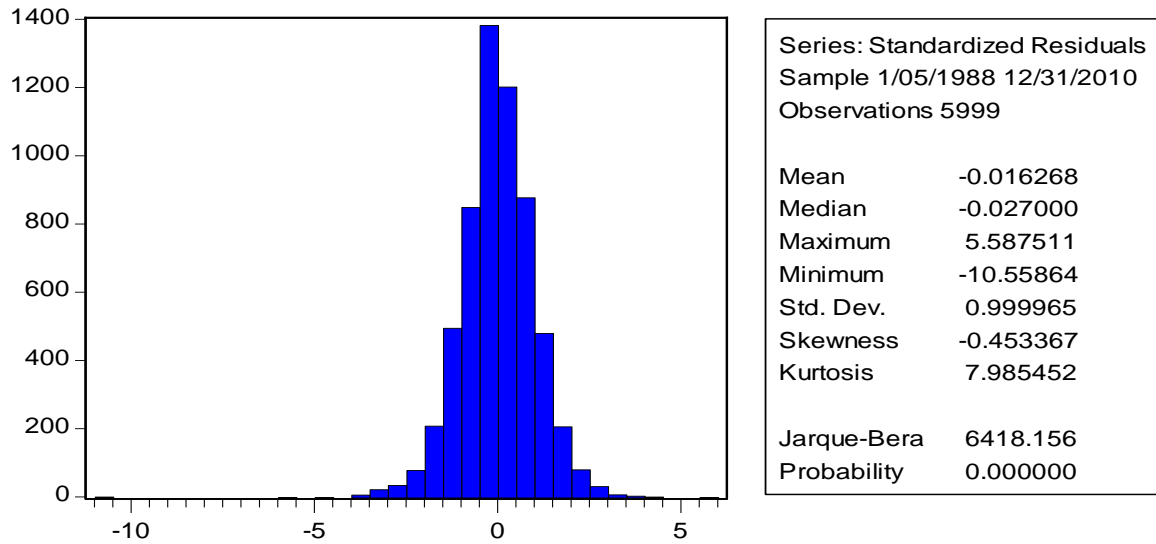
Appendiks 12: Korrelogram av kvadrerte standardiserte residualer

OBX

Date: 04/19/11 Time: 22:24						
Sample: 3 6001						
Included observations: 5999						
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.013	0.013	0.9442	
		2	-0.008	-0.008	1.3497	0.245
		3	0.006	0.007	1.5873	0.452
		4	-0.003	-0.003	1.6501	0.648
		5	0.005	0.005	1.8075	0.771
		6	-0.011	-0.012	2.5885	0.763
		7	-0.003	-0.002	2.6384	0.853
		8	-0.005	-0.005	2.7791	0.905
		9	-0.016	-0.016	4.3375	0.825
		10	-0.007	-0.006	4.5940	0.868

Appendiks 13: Jarque-Bera test for normalitet

OBX



Appendiks 14: EGARCH testresultater

OBX

Dependent Variable: DOBX				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/04/11 Time: 13:39				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 28 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.086160	0.012937	6.660138	0.0000
AR(1)	0.086360	0.011145	7.748918	0.0000
Variance Equation				
C(3)	-0.174845	0.008287	-21.09823	0.0000
C(4)	0.241830	0.010641	22.72572	0.0000
C(5)	-0.065828	0.006595	-9.981309	0.0000
C(6)	0.959491	0.002485	386.0591	0.0000
R-squared	-0.000978	Mean dependent var		0.052488
Adjusted R-squared	-0.001813	S.D. dependent var		1.320147
S.E. of regression	1.321343	Akaike info criterion		3.043826
Sum squared resid	10463.47	Schwarz criterion		3.050527
Log likelihood	-9123.956	Durbin-Watson stat		2.085932
Inverted AR Roots	.09			

DAX

Dependent Variable: DDAX				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/05/11 Time: 15:26				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 25 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.041731	0.013932	2.995313	0.0027
AR(1)	-0.002777	0.014238	-0.195068	0.8453
Variance Equation				
C(3)	-0.096091	0.003227	-29.77346	0.0000
C(4)	0.138692	0.004532	30.60274	0.0000
C(5)	-0.080834	0.003659	-22.09372	0.0000
C(6)	0.977226	0.001701	574.6169	0.0000
R-squared	0.000128	Mean dependent var		0.043394
Adjusted R-squared	-0.000707	S.D. dependent var		1.427199
S.E. of regression	1.427704	Akaike info criterion		3.200465
Sum squared resid	12215.76	Schwarz criterion		3.207166
Log likelihood	-9593.795	F-statistic		0.152944
Durbin-Watson stat	2.034606	Prob(F-statistic)		0.979220
Inverted AR Roots	-.00			

FTSE 100

Dependent Variable: DFTSE				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/05/11 Time: 15:51				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 13 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.033622	0.009654	3.482781	0.0005
AR(1)	0.028891	0.012587	2.295343	0.0217
Variance Equation				
C(3)	-0.109724	0.006907	-15.88571	0.0000
C(4)	0.135633	0.008770	15.46635	0.0000
C(5)	-0.068156	0.004418	-15.42521	0.0000
C(6)	0.986603	0.001545	638.7386	0.0000
R-squared	-0.001079	Mean dependent var		0.025962
Adjusted R-squared	-0.001914	S.D. dependent var		1.028618
S.E. of regression	1.029602	Akaike info criterion		2.486383
Sum squared resid	6353.060	Schwarz criterion		2.493084
Log likelihood	-7451.906	Durbin-Watson stat		2.062782
Inverted AR Roots	.03			

DOW

Dependent Variable: DDOW_JONES				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/05/11 Time: 12:51				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 19 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.031757	0.010416	3.048790	0.0023
AR(1)	0.036226	0.014169	2.556780	0.0106
Variance Equation				
C(3)	-0.087041	0.005410	-16.08757	0.0000
C(4)	0.111196	0.007022	15.83438	0.0000
C(5)	-0.089643	0.005279	-16.98035	0.0000
C(6)	0.984023	0.001262	779.7925	0.0000
R-squared	-0.003537	Mean dependent var		0.034040
Adjusted R-squared	-0.004374	S.D. dependent var		1.108593
S.E. of regression	1.111014	Akaike info criterion		2.584117
Sum squared resid	7397.476	Schwarz criterion		2.590817
Log likelihood	-7745.058	Durbin-Watson stat		2.131182
Inverted AR Roots	.04			

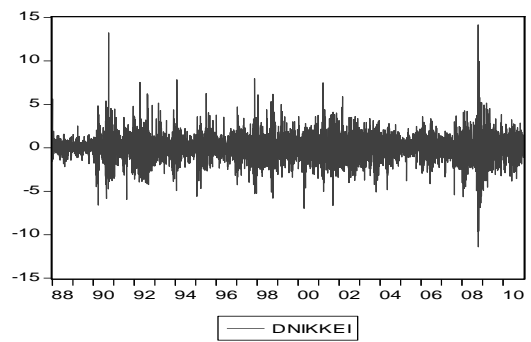
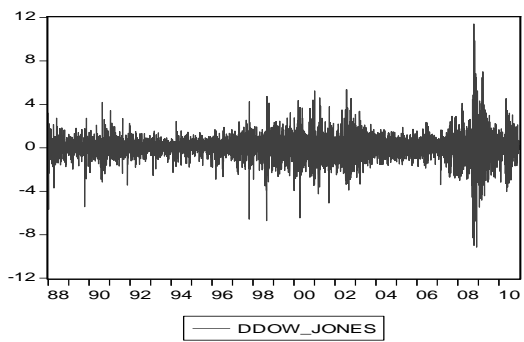
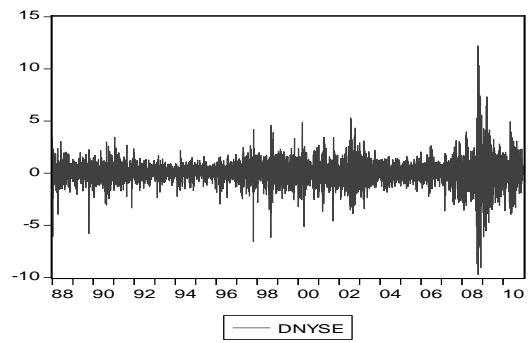
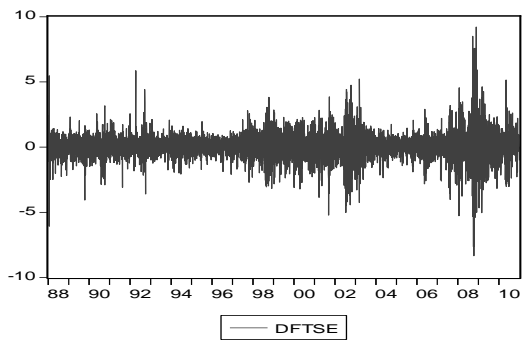
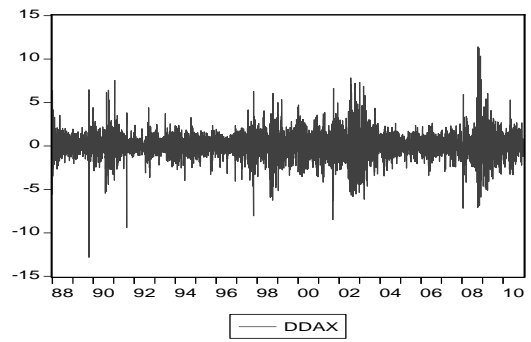
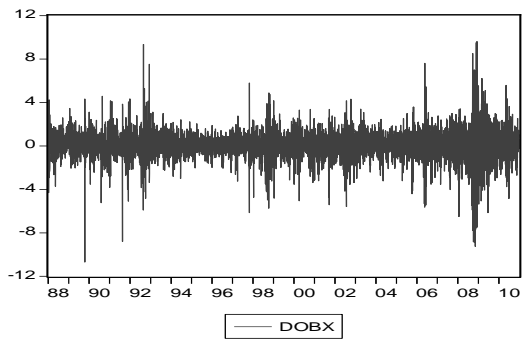
NYSE

Dependent Variable: DNYSE				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/05/11 Time: 12:45				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 20 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.033581	0.009849	3.409493	0.0007
AR(1)	0.030338	0.014146	2.144580	0.0320
Variance Equation				
C(3)	-0.084860	0.005279	-16.07550	0.0000
C(4)	0.107405	0.006802	15.79074	0.0000
C(5)	-0.085955	0.005406	-15.90056	0.0000
C(6)	0.985201	0.001245	791.3130	0.0000
R-squared	-0.003054	Mean dependent var		0.033629
Adjusted R-squared	-0.003891	S.D. dependent var		1.087038
S.E. of regression	1.089151	Akaike info criterion		2.520071
Sum squared resid	7109.195	Schwarz criterion		2.526772
Log likelihood	-7552.954	Durbin-Watson stat		2.128679
Inverted AR Roots	.03			

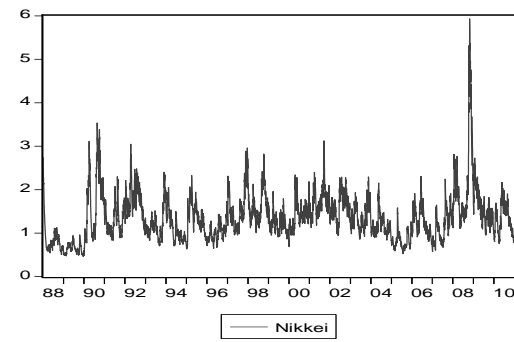
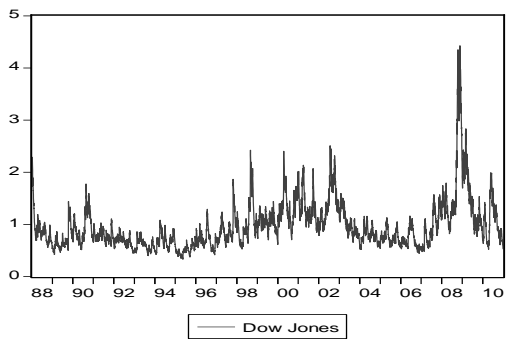
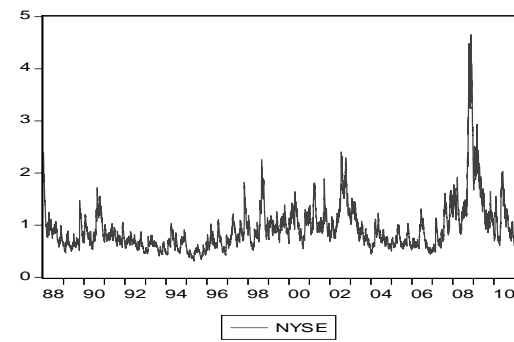
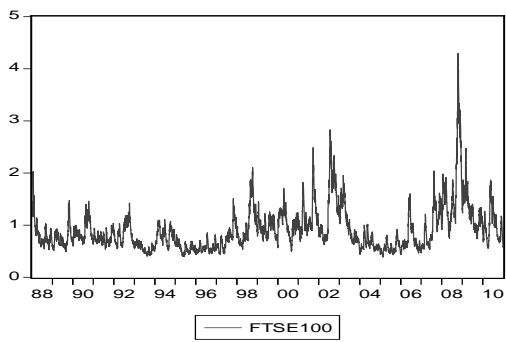
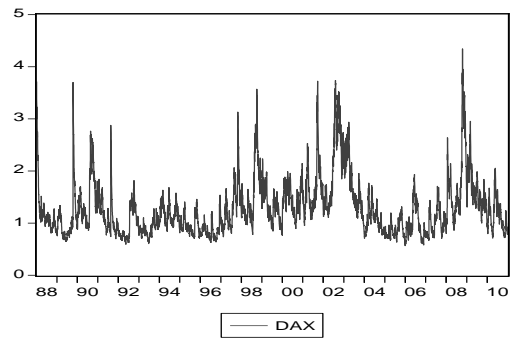
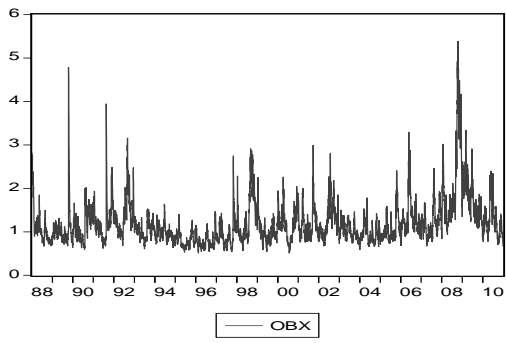
Nikkei

Dependent Variable: DNIKKEI				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/05/11 Time: 15:18				
Sample (adjusted): 1/05/1988 12/31/2010				
Included observations: 5999 after adjustments				
Convergence achieved after 17 iterations				
Variance backcast: ON				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.018504	0.013291	1.392185	0.1639
AR(1)	-0.016300	0.013790	-1.181949	0.2372
Variance Equation				
C(3)	-0.103417	0.005868	-17.62271	0.0000
C(4)	0.147584	0.007756	19.02852	0.0000
C(5)	-0.090490	0.004672	-19.37051	0.0000
C(6)	0.981347	0.001736	565.3728	0.0000
R-squared	0.000037	Mean dependent var		-0.001375
Adjusted R-squared	-0.000797	S.D. dependent var		1.469206
S.E. of regression	1.469792	Akaike info criterion		3.296139
Sum squared resid	12946.60	Schwarz criterion		3.302840
Log likelihood	-9880.770	F-statistic		0.044101
Durbin-Watson stat	1.998537	Prob(F-statistic)		0.998877
Inverted AR Roots	-.02			

Appendiks 14: Volatilitetsgrafer



Appendiks 15: Betinget standardavvik



Appendiks 16: Betinget varians

