

Mathias Leander Haraldsvik

Er det trygt å være norsk?

En analyse av kronens naturlige hedge mot prisendringer i utenlandske aksjer

Masteroppgave i Finansiell økonomi

Veileder: Knut Anton Mork

Juni 2021

Mathias Leander Haraldsvik

Er det trygt å være norsk?

En analyse av kronens naturlige hedge mot
prisendringer i utenlandske aksjer

Masteroppgave i Finansiell økonomi
Veileder: Knut Anton Mork
Juni 2021

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Fakultet for økonomi
Institutt for samfunnsøkonomi



Kunnskap for en bedre verden

Forord

Takk til veileder Knut Anton Mork for produktive samtaler og gode råd underveis i skrivingen av denne masteroppgaven.

Sammendrag

Denne masteroppgaven undersøker om den norske krone har et naturlig/iboende hedge mot verdiendringer i utenlandske aksjer, og om oljen er en faktor i dette forholdet. Vi tenker på et naturlig hedge som at verdiendringer målt i NOK er mindre enn samme endringer målt i aksjenes lokale valuta. Analysen benytter i hovedsak Markov-Switching som modelltilnærming for å tillate at forholdet mellom kronkursen og utenlandske aksjemarkeder varierer avhengig av markedsforhold, der vi kategoriserer ulike markedsforhold som forskjellige regimer. Vi definerer to regimer; lav-volatilitetsregimet (LV-regimet) og høy-volatilitetsregimet (HV-regimet), noe som kan tolkes som henholdsvis rolige og urolige tider i finansmarkedene. I analysen ser vi på fem land/områders aksjemarkeder, og valutakursen mellom den norske krone og disse aksjemarkedenes lokale valuta i perioden fra 1993 til nåtid. Resultatene fra analysen indikerer støtte for hypotesen om et naturlig hedge i kronen for de fleste land analysert når markedene befinner seg i LV-regimet, med mindre støtte for hypotesen i HV-regimet. Kronens naturlig hedge ser ut til å være sterkest og mest konsistent for Europa (euro), mens det for Sverige (svenske krone) ser ut til å være minst støtte for hypotesen. For USA (US dollar) finner vi sterke bevis for et forhold mellom kronkursen mot USD og det amerikanske aksjemarkedet, men resultatene er tvetydige på forholdets fortegn, og derav om kronkursen mot USD har et naturlig hedge eller det motsatte. For Storbritannia (britiske pund) og Japan (yen), finner vi sterke tegn til at kronen har et naturlig hedge i rolige tider, men ikke i urolige tider. Angående oljens rolle i forholdet mellom kronen og utenlandske aksjemarkeder finner vi at det å kontrollere for oljepris har liten effekt på resultatene, men at oljeprisen ser ut til å ha en betydelig forklaringskraft for kronkursen mot valutaene analysert.

Abstract

This master's thesis examines whether the Norwegian krone has a natural hedge against price changes in foreign stocks, and if oil is a factor in the relationship between the krone's value and foreign stock markets. We think of this natural hedge as stock price changes measured in NOK being smaller than the same changes measured in the stocks' local currencies. The analysis mainly utilises a Markov-Switching approach to allow the relationship between the Norwegian krone and foreign stock markets to depend on market conditions, where we categorize different market conditions as regimes. We define two separate regimes; a low-volatility regime (LV-regime), and a high-volatility regime (HV-regime), which can be interpreted as calm and not calm periods in the financial markets, respectively. In the analysis we look at five countries'/areas' stock markets and their local currencies in the period from 1993 to present. The results of the analysis indicate that the thesis' hypothesis of a natural hedge in the Norwegian krone is supported for most of the countries when the markets are in a calm (LV-regime) state, with weaker evidence found when the markets are in a volatile state. The krone's natural hedge seems to be strongest and most consistent for Europe (euro), while there is little evidence to support the hypothesis for Sweden (Swedish krone). For the US (US dollar) we find strong evidence for a significant relationship between the Norwegian krone against the USD and the US stock markets, but the results are ambiguous regarding the sign of the relationship, and hence whether the krone has a natural hedge or the opposite. For the UK and Japan, we find evidence for a natural hedge when the markets are calm, but not when markets are volatile. Regarding the oil's role in this relationship, we find that controlling for oil price has little effect on the results, but that the oil price seems to have significant explanatory power for the Norwegian krone's value against the currencies analysed.

Innholdsfortegnelse

Forord	1
Sammendrag.....	2
Innledning	1
1 Teori og empiri: aksje- og valutamarkeder	4
1.1 Empiri der Markov-Switching brukes	6
1.2 Forklarende faktorer for valutakurser	7
1.3 Forklarende faktorer for den norske krone.....	8
2 Data.....	9
3 Metode/økonometri	12
3.1 Stasjonaritet og enhetsrøtter	12
3.2 Seriekorrelasjon i aksjer og valuta.....	15
3.3 Kurtose og Skjevhet.....	17
3.4 Strukturelle brudd og Markov-switching-modellen	18
3.6 Heteroskedastisitet og volatilitetsgruppering	23
3.7 GARCH.....	25
3.8 Testing for flere regimer	27
4 Innledende analyse	29
5 Hovedanalyse	32
5.1 MS-AR(DL) uten olje.....	33
5.2 Oljeprisen og kronekursen	36
5.3 Empiri: oljepris og valuta.....	37
5.4 Oljeprisen i vår problemstilling.....	38
5.5 MS-AR(DL) med olje.....	41
5.6 MS-GARCH	44
5.7 Diskusjon.....	46
5.8 Hvilken modell er best?	50
6 Begrensninger ved analysen.....	53
6.1 Svakheter ved Markov-Switching-modellen.....	53
6.2 Svakheter ved GARCH.....	55
6.3 Andre begrensninger.....	56
7 Robusthetstesting	59
7.1 Månedlig data	59

7.2 EGARCH og sammenligning.....	64
8 Sammendrag og konklusjon.....	66
Referanseliste	68
Datakilder.....	73
Appendiks	74

Innledning

Norge er økonomisk sett en globalt aktiv stat, blant annet på grunn av våre oljeressurser og andre eksportvarer som sjømat, men også via investeringer. Statens pensjonsfond utland, på folkemunn kjent som «oljefondet», har en verdi på om lag 11 tusen milliarder kroner (NBIM, 2021), og investerer utelukkende i utlandet. Også blant norske investorer av mindre størrelse er utenlandske investeringer ofte attraktive, gjerne fordi det norske aksjemarkedet er sensitivt for endringer i oljepris og gir relativt lite rom for diversifisering. For 2021 tilsier de makroøkonomiske indikatorene for petroleumssektoren (olje og gass) at sektoren vil utgjøre 14% av BNP, 14% av statens inntekter, 19% av totale investeringer og 41% av total eksport (NorskPetroleum, 2021). På Oslo Børs utgjør oljesektoren i underkant av 20% av hovedindeksens verdi (Euronext, 2021). Norske investorer kan derfor søke etter muligheter for spredning av risiko og potensielt høyere gevinster i utenlandske aksjer hvor det finnes et mer mangfoldig utvalg av industrier, selskapsstørrelser, markeder og tilhørende risikoer.

Når en investor basert i Norge handler utenlandske aksjer må det nødvendigvis skje en valutaveksling. Investoren bruker norske kroner til å kjøpe valutaen aksjen er notert i når aksjen skal kjøpes, og en tilsvarende veksling skjer i motsatt retning når posisjonen skal likvideres. På grunn av denne mekanismen vil investoren være oppmerksom på vekslingskursen mellom den norske kronen og den relevante motpartsvalutaen. En investering som dette består dermed av to komponenter: aksje og valuta – investoren kjøper ikke bare aksjen, men også tilhørende utenlandsk valuta, og risikerer derav svingninger i både aksjens verdi og endring i valutakursen. En investor kan for eksempel oppleve at aksjekursen forblir uendret i holdeperioden, men at investeringen gir tap målt i NOK fordi kronen har styrket seg mot aksjens valuta i samme periode. Men, hva om det er en sammenheng mellom en endring i valutakursen og aksjeprisen? En slik sammenheng kan være en- eller toveis, positiv, negativ eller situasjonsavhengig, og kanskje forskjellig for ulike valutapar. Kunnskap om en slik sammenheng mellom kursen til den norske krone og utenlandske aksjemarkeder kan bidra til mer effektiv kapitalforvaltning og risikostyring.

Oppgavens problemstilling tar utgangspunkt i hypotesen om at den norske krone har et «naturlig hedge» mot verdiendringer i utenlandske aksjemarkeder. Denne hypotesen impliserer at kronekursen skal ha en tendens til å depreciere (appresiere) mot utenlandske aksjemarkeders lokale valutaer når prisene i disse aksjemarkedene faller (stiger). Dersom dette forholdet eksisterer og er stabilt, kan kunnskap om dette forholdet brukes av

kapitalforvaltere og andre aktører som er utsatt for aksje- og valutarisiko til deres strukturering av risikostyring og utforming av kapitalforvaltningsstrategier.

Formålet med denne oppgaven er å besvare følgende spørsmål:

Primærspørsmål: eksisterer det et forhold mellom verdien på utenlandske aksjer og den norske kronekursen mot de utenlandske aksjenes lokale valuta, og indikerer retningen av forholdet at den norske kronen har et naturlig hedge mot utenlandsk aksjeprisendringer?

Sekundærspørsmål: er oljeprisen en sentral faktor i mekanismen til forholdet formulert i primærspørsmålet?

Matematisk kan vi uttrykke forholdet vi skal undersøke som følgende ligning:

$$E_t = \alpha + \beta P_t + \delta OP_t \quad (1)$$

Denne ligningen uttrykker forholdet mellom valutakurs og utenlandske aksjepriser på en helt grunnleggende og simplifisert form, og antar (for enkelthets skyld) at forholdet er lineært. E_t indikerer valutakursen $\frac{\text{utenlandsk valuta}}{\text{NOK}}$ ved tid t , og fungerer som avhengig variabel i ligningen. Denne måten å notere en valutakurs på kalles en «direkte» kurs, og tolkes som antall norske kroner per utenlandsk valuta. α (alfa) er konstanten/skjæringspunktet i den lineære ligningen. P_t indikerer prisnivået til utenlandske aksjer ved tid t , og fungerer i vår hypotese som den primære forklaringsvariabelen for valutakursen. β (beta) er koeffisienten til P_t , og vil indikere forholdet mellom valutakursen og aksjeprisen. På denne formen vil tolkningen av verdien til β være at for én enhets endring i aksjepris P_t vil valutakurs E_t endres med β . Formelt uttrykkes dette som:

$$\Delta E_t = \beta \Delta P_t \quad (2)$$

Dette betyr at beta-koeffisienten vil være sentral i vår analyse. Oppgavens hypotese impliserer at β er negativ fordi da vil et fall/en negativ endring i P_t føre til en økning/positiv endring i E_t , noe som betyr en depresiering av den norske krone relativ til aksjenes lokale valuta, og motsatt for en stigning i P_t . Med utgangspunkt i formelen ovenfor uttrykker vi dette logisk som:

$$(\Delta P_t < 0 | \beta < 0) \Rightarrow (\Delta E_t > 0) \quad (3)$$

Tolkning: gitt at beta er negativ, vil en negativ endring i aksjeprisen implisere en positiv endring i valutakursen.

Det siste leddet i den lineære ligningen (1) indikerer OP_t oljeprisen ved tid t , og vil i denne oppgaven fungere som en kontrollvariabel. δ (delta) følger samme intuisjon som β , men hypotesen vår gjør ingen forventinger av fortegnet til δ . Når vi estimerer forholdet mellom variablene vil vi få verdier for β . For å undersøke om oljeprisen står sentralt i mekanismen til forholdet mellom valutakurs og utenlandske aksjepriser kan vi sammenligne de estimerte verdiene for β når oljen ikke inkluderes som kontrollvariabel med verdiene for β når olje inkluderes. Intuisjonen bak dette er at dersom oljen har en betydelig forklarende kraft, vil modellene der oljeprisen er ekskludert tilordne noe av denne forklaringskraften til aksjeprisen, og derav β . I så fall vil inklusjonen av oljeprisen som kontrollvariabel kunne skape en betydelig endring i de estimerte verdiene (og kanskje fortegnet) til β .

Hvis vi finner støtte for denne hypotesen kan informasjonen brukes av enhver NOK-basert investor som har interesse i utenlandske aksjer, og kan potensielt påvirke hvordan en slik investor vil forvalte sin portefølje med tanke på valutaeksponering og risikostyring – oljefondet så vel som mindre investorer.

Denne oppgaven er strukturert på følgende måte: først presenteres det teoretiske grunnlaget for forholdet mellom aksje- og valutamarked. Deretter presenterer vi sentrale empiriske studier gjort på området og diskuterer resultatene fra disse. Etter denne introduksjonsdelen diskuteres problemstillingen og oppgavens hypotese. Dette følges av at vi presenterer datamaterialet i tillegg til metoder som skal benyttes i analysen. I denne delen diskuterer vi sentrale økonometriske temaer som er relevant for problemstillingen. Dette etterfølges av en innledende analyse hvor vi ser på grunnleggende statistiske karakteristikk ved forholdet mellom variablene, og det gjennomføres før-analytiske diagnostikk relevant for modellvalg. Deretter gjennomføres første analyse og resultatene presenteres. Dette blir fulgt av en diskusjon om oljens potensielle relevans for forholdet vi analyserer. Vi implementerer så oljeavkastning i modellen og presenterer resultater etter dette. Etter dette gjøres siste utvidelse av den opprinnelige modellen ved å inkludere GARCH-modellering av volatiliteten. Etter analysen diskuterer vi resultatene og presenterer resultater fra diagnosetesting. Avslutningsvis diskuteres svakheter ved de økonometriske metodene som er anvendt, og begrensninger ved analysen som er gjennomført samt forslag til forbedringer/utvidelser. Oppgaven avsluttes endelig med et sammendrag og en konklusjon.

1 Teori og empiri: aksje- og valutamarkeder

Det eksisterer hovedsakelig to populære teoretiske forklaringer for dynamikken mellom aksjepriser og valutakurser:

Dornbusch & Fischer (1980) foreslår en «flow-oriented» modell til å vise at en innenlandsk valutadepresiering forbedrer konkurranseevnen til landets bedrifter, som gjør at de øker eksport og med det forventet fremtidig kontantstrøm, og at dette fører til stigning i aksjeprisene. Dette impliserer at kausalitetsretninger er fra valuta til aksjer.

Branson & Henderson (1985) og Frankel (1983) diskuterer to typer aksje-orienterte modeller; portefølje-balanse-modellen og den monetære modellen. Disse modellene tar utgangspunkt i at valutakurser påvirker forholdet mellom tilbud og etterspørsel etter innenlandske og utenlandske finansielle aktiva, og at en økning i lokale aksjepriser/avkastning vil resultere i en appresiering av innenlands valuta. Det foreslås to mekanismer for dette; den første impliserer at dersom lokale aksjepriser stiger, vil internasjonale investorer rebalansere porteføljene sine ved å øke andelen innenlandske eiendeler mens de reduserer andelen utenlandske eiendeler, og at dette påvirker valutakursen. Den andre foreslåtte mekanismen innebærer at en økning i lokale aksjepriser fører til en generell økt velstand, økt innenlandsk etterspørsel og med det økte rentenivåer, noe som fører til økt etterspørsel for lokal valuta.

Det er nyttig å påpeke at selv om disse teoriene for sammenhengen mellom aksje og valutamarkeder er interessante ettersom dette er de sentrale variablene i vår analyse, tar ikke oppgavens hypotese direkte utgangspunkt i noen av teoriene. Oppgavens mål er å gjennomføre en empirisk analyse for å potensielt avdekke et forhold mellom kronekursen og utenlandske aksjepriser fordelaktig for en NOK-basert investor. Oppgaven har ikke som formål å utvikle teoretisk rammeverk for forholdet, og vil heller ikke forsøke på detaljert vis å beskrive potensiell kausalitet mellom variablene. Oppgavens hypotese tar utgangspunkt i et tilsynelatende statistisk forhold, der analysen vil undersøke om dette forholdet er statistisk stabilt, og med det om det kan forventes i fremtiden. Vi ønsker med andre ord å undersøke om et hypotetisk forhold eksisterer, ikke å kartlegge forklarende faktorer bak forholdet. Av den grunn vil en undersøkelse av kausalitet med en dypere analyse med andre forklaringsvariabler være en naturlig utvidelse av oppgavens analyse dersom et statistisk signifikant forhold blir avdekket. Uansett er det en nyttig kunnskapsøvelse å diskutere hvilke tanker som er gjort på

området tidligere, i tillegg til å presentere empiriske funn gjort, slik at vi kan danne oss forventinger og kanskje bruke kunnskap opparbeidet av tidligere analyser til å gjøre gode statistiske og økonometriske valg.

På forholdet mellom valuta- og aksjemarkeder er det gjort en stor mengde empiriske studier hvor de tidligste er fra 80-tallet. Aggarwal (1981) gjennomførte det som kan beskrives som den første relevante studien av dynamikken mellom valutakurs og aksjemarked, og finner et positivt forhold mellom dem. Solnik (1987) finner derimot ingen forhold mellom valutakurs og aksjepriser. Soenen & Hennigar (1988) finner et signifikant negativt forhold. Jorion (1990) konkluderer med at det eksisterer en svak sammenheng mellom aksjer til multinasjonale US selskap og effektiv USD kurs. Bahmani-Oskooee & Sohrabian (1992) bruker kointegrasjonsmetoden på månedlig data for S&P 500 og effektiv USD for 1973-1988, og finner toveis Granger-kausaltet på kort sikt, men ingen langsiktig forhold. Andre studier med samme fremgangsmåte har diverse resultater. Abdalla & Murinde (1997) benytter kointegrasjon (bi-variat VAR) med månedlig data for fire asiatiske land i 1985-1994. Finner ingen Granger-kausaltet i Pakistan og Korea, men finner Granger-kausaltet i India og Filipinene. I India går kausaliteten fra valutakurs til aksjepriser, mens den motsatte veien i Filipinene. Chamberlain et al. (1997) benytter daglig og månedlig data, og finner at amerikanske bankselskaps aksjeavkastninger er sensitive for endringer i valutakurser. Griffin & Stulz (2001) undersøker spesifikke industrier og finner at ukentlige endringer i valutakurs har neglisjerbare effekter på industriaksjer i utviklede land. Ajayi et al. (1998) finner enveis Granger-kausaltet fra aksjer til det utenlandske valutamarkedet for utviklede økonomier som USA og Korea. Granger et al. (2000) ser på flere asiatiske land, og finner støtte for enveis Granger-kausaltet i begge retninger for ulike land. Ramasamy & Yeung (2005) finner at kausalitetsretningen kan variere avhengig av hvilke tidsperioder man ser på. For alle år i asiakrisen 1997-2000 finner de at i alle ni asiatiske land de undersøker, foruten Hong-Kong, går Granger-kausaltet fra aksjepriser til valutakurser, men at når de ser på kvartalsvise tidsperioder så endres kausalitetsretninger fra periode til periode. Nieh & Lee (2001) ser på G-7 land, og finner ingen tegn til et langsiktig forhold mellom aksjepriser og valutakurser. Phylaktis & Ravazzolo (2005) finner et positivt forhold mellom aksjer i flere asiatiske land og utenlandske valutamarkeder, og at USA aksjemarked fungerer som koblingen for dette forholdet. Dimitrova (2005) har en mer makroøkonomisk tilnærming enn andre studier og finner et positivt forhold når aksjepriser endres først, men et negativt forhold når valutakurs endres først. Pan et al. (2007) finner at valutakurser har signifikant effekt på aksjepriser i syv

asiatiske land i 1988-1998. Richards et al. (2009) finner ved hjelp av kointegrasjon Granger-kausaltitet fra aksjepriser til valutakurser for Australia. Yang & Zhang (2018) ser på Shanghais aksjemarked og kursen til USD mot RMB. De finner at en appresiering av RMB samsvarer med en nedgang i aksjemarkedet.

Det er tydelig at det ikke er konsensus i litteraturen angående forholdet mellom aksjepriser og valutakurser ettersom det er stor variasjon av resultater. Enkelte studier finner støtte for den «flyt-orienterte» teorien mens andre finner støtte for den «aksje-orienterte». De fleste empiriske studier finner en signifikant korrelasjon mellom de to variablene, men studiene varierer kraftig i tegn, retning og størrelse på sammenhengen. Fra de empiriske studiene ser vi en stor variasjon av hvilke aksjemarkeder som er undersøkt, og i hvilken tidsperiode. Et fellestrekk er at en stor del av studiene fokuserer på valutakurs mot USD, og at mange bruker månedlig data for både indeksverdier og valutakurs med argumentet at høy-frekvens data (eks. daglig) kan inneholde for mye støy, mens lav-frekvens data (eks. årlig eller kvartalsvis) kan mangle viktig informasjon. Vi ser også at de aller fleste fokuserer på å finne statistiske sammenhenger mellom variablene, og bruker i liten grad mulige makroøkonomiske variabler i modellkonstruksjon (se Dimitrova (2005) for et eksempel av en mer makro-orientert modell). Som nevnt innledningsvis var de tidligste studiene preget av svært enkle og med det begrensede økonometriske metoder, men vi ser at litteraturen har utviklet seg i retningen av å implementere mer avanserte metoder som kan fange opp mer komplekse forhold mellom variablene. Et eksempel på en modelltype som tillater et komplekst og ikke-lineært forhold mellom variablene er regime-bytte-modeller.

1.1 Empiri der Markov-Switching brukes

Opgavens analyse benytter Marko-Switching-modellering for å fange potensiell variasjon i forholdet mellom variablene avhengig av markedsforhold. Denne modelltypen har vært brukt innen økonomisk forskning siden Hamilton (1989), men har ikke blitt benyttet til studier på forholdet mellom aksje- og valutamarkeder før i nyere tid.

Chkili & Nguyen (2014) undersøker BRICS-land med MS-VAR-modell. De skiller mellom to regimer; lav og høy volatilitet, og finner at endringer i valutakurs ikke påvirker aksjemarkedene i de undersøkte landene, men at endringer i aksjepriser har en signifikant effekt på valutakurser i alle land undersøkt bortsett fra Sør-Afrika, og at denne effekten er sterkere i et høy-volatilitetsregime. Ortiz et al. (2018) ser på MILA-land med MS-AR og MS-VAR-modeller og finner bevis på to ulike regimer i forholdet mellom aksjemarkedet og valutakurser i alle landene undersøkt. Finner at aksjemarkedet påvirker valutakurser, men ikke motsatt. Walid et al. (2011)

analyserer fire fremvoksende markeder (Hong Kong, Singapore, Malaysia og Mexico). Benytter MS-EGARCH-modell. Finner sterke bevis for to regimer i forholdet mellom aksje- og valutamarkedet, og at valutamarkedet spiller en sentral rolle i byttet mellom rolige og turbulente perioder i aksjemarkedene undersøkt. Thai Hung (2020) undersøker Gulf-Arabiske land (Kuwait, Qatar, Saudi Arabia og UAE) og finner bevis for to separate regimer. De finner at aksjemarkedet påvirker valutamarkeder for alle landene, utenom Saudi Arabia, men at kausaliteten ikke går andre vei. Roubaud & Arouri (2018) Ser på sammenhengen mellom valutakurser, oljepris og aksjemarkeder. Bruker Markov-switching og tar politisk usikkerhet til betraktning som kontrollvariabel. Finner et signifikant ikke-lineært forhold mellom variablene, og at forholdene er sterkere i høy-volatilitetsregimer.

I artikler som ser på tilsvarende forhold som denne oppgaven (valutakurser-aksjemarkeder), og som benytter samme metode (Markov-switching), finner de fleste at Granger-kausaltet kun går *fra* aksjemarkedene *til* valutakursene, og ikke motsatt. Alle finner også sterke bevis for at det eksisterer flere regimer definert etter ulike volatiliteter i markedene undersøkt. Studiene tenderer også til å finne at forhold mellom valutakursene og aksjemarkedene er større i høy-volatilitetsregimene.

1.2 Forklarende faktorer for valutakurser

Det er ingen konsensus for hvilke kontrollvariabler som skal inkluderes i en valutakursmodell. Teoretisk finnes det utallige forslag til sammenhenger mellom makroøkonomiske variabler og valutakurs (KKP, URP, pengemengde, inflasjon, BNP osv.), men empirien har gjennom tidene vist svært vekslende resultater (se Meese (1990)) Teoriene som kanskje skaper mest splid er de populære teoriene om KKP (kjøpekraftsparitet) og (udekket) renteparitet. Begge er ikke-arbitrasje teorier og beskriver henholdsvis at en forskjell i kjøpekraft og rente mellom to land utjevnes av den relative valutakursen mellom landenes valutaer. I empiriske studier finnes det ikke konsistente bevis for at teoriene holder, men det finnes nok enkelttilfeller av studier som bekrefter teoriene til at de fortsatt blir vurdert i diskusjoner av valutadeterminanter. Meese (1990) argumenterer for at det ikke finnes gode sett med forklarende variabler i en valutaligning ettersom prognoseevnen til valutamodeller med «ex post facto» verdier av strukturelle variabler ikke yter bedre enn random-walk-modeller. Et annet poeng som blir diskutert av Meese er at i de få tilfeller hvor valutamodeller har gitt gode prognoser, har modellene måtte kontinuerlig blitt oppdatert for å opprettholde denne prognosekraften, noe som er delvis selvmotsigende og derav indikerer at modellene egentlig ikke hadde god prognosekraft. Dette kan være en implikasjon av at valutakurser fundamentale forklarende variabler er i kontinuerlig forandring,

eller at de er situasjonsavhengig / kan beskrives i ulike regimer. Se for eksempel Ichiue & Koyama (2007) for en empirisk studie av valutakurser med en regime-bytte-modell hvor de finner signifikante effekter fra volatilitets-regimer i valutakurser.

Et annet mulig bidrag til vanskelighetene ved å konstruere solide valutamodeller kan være at valutakurser blir påvirket av spekulative krefter. Valutaspekulasjon kan tenkes å drive kurser vekk fra langsiktig likevektsverdier og kan øke volatiliteten, noe som vil bidra til vanskeligheten ved å modellere valutakurser.

Den tilsynelatende empiriske (delvis) uavhengigheten valutakurser har fra fundamentale økonomiske variabler som rentedifferanser, inflasjon, pengemengder osv. ser ut til å ha gradvis endret tilnærmingen økonomisk academia har til forskning på valutaområdet. I nyere tid har studier i større grad tatt for seg høy-frekvens data med mer komplekse økonometriske metoder. Generelt kan denne endringen i tilnærming og metode karakteriseres som at valutakursstudier gradvis har beveget fra å ha en tradisjonell samfunnsøkonomisk vinkling til å i større grad passe det som praktiseres i finansiell økonomi. En mulig forklaring for dette er at valuta i økende grad har blitt brukt til spekulasjon, risikostyring og investering, spesielt siden slutten av 90-tallet.

1.3 Forklarende faktorer for den norske krone

Det finnes et lite utvalg av studier som ser spesifikt på den norske krone og som forsøker å identifisere kroneverdiens forklarende faktorer, men det finnes ikke til min kunnskap studier som undersøker den norske kroners sammenheng med utenlandske aksjemarkeder direkte.

Bernhardsen & Røisland (2000) undersøker spesifikt hvilke forklaringsfaktorer som ligger bak verdien til den norske krone. De finner at oljeprisen og prisnivået i forhold til utlandet påvirker kronekursen på lang sikt, mens den på kort sikt blir sterkere påvirket av internasjonal finansuro. Akram (2004) finner et signifikant ikke-lineært forhold mellom verdien til NOK og råoljepriser. Styrken til forholdet varierer med oljeprisen, og er spesielt sterkt ved lave priser, i.e. under 14 USD, og styrken er tiltakende ved fallende oljepris. Men, for oljepriser over 14-15 USD finner Akram ingen statistisk signifikant effekt fra oljepriser på valutakurs på lang sikt. Resultatene er konsistente på ulike datafrekvenser, og for NOK mot euro og KKI (TWI). Solheim (2008) finner at økt oljepris styrker den nominelle kronekursen. Akram (2006) finner i motsetning til mange empiriske studier gjort på KKP i industrialiserte land klare tegn på at KKP-teorien holder på middels sikt for den kronekursen mot Norges viktigste handelspartnere.

Som nevnt finner jeg ingen studier som ser spesifikt på forholdet mellom kronekursen og utenlandske aksjemarkeder, men det er én type studier man kan bruke som en indirekte undersøkelse av forholdet; studier der man analyserer valutaers tendenser til å være såkalte «trygge havner». Ranaldo & Söderlind (2010, s. 404) definerer en valuta som en trygg-havn-valuta dersom «...den drar nytte av negativ eksponering mot risikable aktiva og dersom den appresierer når markedsrisiko og illikviditet øker»¹ Med siste del av denne definisjonen ser vi at denne oppgavens hypotese delvis impliserer at den norske krone er det motsatte av en trygg havn – at den depresierer når utenlandske aksjemarkeder faller. En ofte nevnt intuisjon er at små valutaer ansees ofte som risikable, og fungerer derfor sjeldent som trygge havner, og derfor at de depresierer i tider med finansiell uro ettersom investorer «rømmer» fra små valutaer til trygge havner slik som USD, japanske yen og sveitsiske franc. Den norske krone ansees som en liten valuta. Flatner (2009) ser spesifikt på finanskrisen under perioden 2007-2009 og finner at den norske krone verken fungerer som en trygg havn-valuta eller motsatt. Hossfeld & MacDonald (2015) klassifiserer den norske krone som spekulativ og dermed ikke som en trygg havn, og at sveitsisk franc, USD og euro fungerer som trygg-havn/hegde-valutaer. El Maabdi & Guttorm (2016) gjennomfører en empirisk analyse av 8 valutaer i perioder 2001-2016 og finner at den norske krone ikke viser tegn til å være en trygg havn eller det motsatte i perioden 2001-2010, men at den er en ikke-trygg havn i perioden 2010-2016.

2 Data

For å analysere det mulige forholdet mellom utenlandske aksjemarkeder og valutakursen til den norske krone mot aksjemarkedenes lokale valutaer, skal vi ta utgangspunkt i land med valutaer som er en betydelig del av global valutahandel, og som har velutviklede aksjemarkeder. Valutaene som skal analyseres er den norske krone mot USD, euro, britiske pund, japanske yen og den svenske krona. Dette bør gi en god dekning av verdens mest sentrale aksje- og valutamarkeder. Gjennom oppgaven vil vi for enkelhets skyld referere til Europa som et land ettersom vi i praksis behandler euroen som tilhørende ett enkelt land. Reelle og/eller effektive valutakurs for kronen er av stor interesse dersom man undersøker en sammenlignbar problemstilling fra et strukturelt eller teoretisk perspektiv, men ettersom vi ønsker å se på oppgavens problemstilling hovedsakelig fra perspektivet til en *investor* basert i Norge, vil den nominelle valutakursen være bedre egnet som utgangspunkt for avhengig variabel av interesse. Det er denne typen valutakurs en investor i praksis vil arbeide med. Den primære uavhengige

¹ Egen oversettelse.

variabelen av interesse er en aksjeindeks tilhørende det landets valuta vi ser på. For hvert land eksisterer det naturligvis flere aksjeindekser. I denne oppgaven tar vi for oss aksjeindekser som har en bredest mulig dekning av markedene i de respektive landene. Vi skal også implementere oljeprisen i analysen, men dette vil være av sekundær interesse og vil i praksis bli implementert som en kontrollvariabel.²

Vår data består av daglig data fra perioden 1993-2020³ omgjort til ukentlige gjennomsnitt. Denne perioden er valgt fordi Norge gikk fra fast til flytende valutakurs i slutten av 1992, og det er tenkelig at det vil være betydelige forskjeller på forholdet problemstillingen beskriver under de to valutaregimene. Etersom det ikke er noen indikasjoner på at Norge vil returnere til fast valutakurs, fokuserer vi analysen på en tidsperiode med et utelukkende flytende valutakursregime. Vi benytter gjennomsnitt for å unngå for mye støy i observasjonene ettersom vi har en relativt høy (ukentlig) frekvens. Observasjonene for alle våre variabler er i utgangspunktet på prisform, men for å unngå problemer med ikke-stasjonære⁴ variabler transformerer vi variablene til kontinuerlige (log) avkastninger i henhold til følgende formel:

$$x_{i,t} = 100 * \ln\left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}}\right) = 100 * (\ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1}))$$

Log-avkastningen x til en variabel i ved tid t beregnes som ett hundre ganger differansen mellom den naturlige logaritmen til prisen til variabelen i på ved tid t og prisen ved tid $t-1$. Denne formelen blir brukt på samtlige variabler for å oppnå stasjonære variabler egnet til videre analyse. Transformasjonen gjennomføres fordi log-avkastninger kan antas å være stasjonære.

² Kilder til datasettet finnes i referanselisten.

³ For Europa: 1999-2020

⁴ forklaring av konseptet, potensielle problemer samt testing av variablene blir gjort senere i oppgaven.

Tabell 2.1: Deskriptiv statistikk

DESKRIPTIV STATISTIKK							
USA, 1993-2020	Obs.	Gj.snitt%	Std.avvik	DF-GLS /KPSS	Ljung-Box	Kurtose	Skjevhet
e (USD/NOK)	1,474	0.0133	1.287	***/**	67.38***	7.44	0.687
r (DWCF)	1,474	0.1526	1.952	***/**	70.12***	10.59	-1.288
op (Brent Spot)	1,474	0.0779	4.606	***/**	135.08***	13.20	-0.773
Europa, 1999-2020							
e (EUR/NOK)	1,159	0.0146	0.856	***/**	114.89***	10.89	1.067
r (SX5E)	1,159	-0.0002	2.521	***/**	40.37**	7.85	-0.811
op (Brent Spot)	1,159	0.1397	4.820	***/**	133.02***	13.51	-0.913
Storbritannia, 1993-2020							
e (GBP/NOK)	1,474	0.0058	1.058	***/**	98.96***	7.24	-0.235
r (FTSE 250)	1,474	0.1329	2.002	***/**	130.43***	15.75	-1.551
op (Brent Spot)	1,474	0.0779	4.606	***/**	135.08***	13.20	-0.773
Japan, 1993-2020							
e (JPY/NOK)	1,461	0.026189	1.563	***/**	111.09***	6.79	0.879
r (N225)	1,461	0.0363	2.529	***/**	73.62***	6.44	-0.529
op (Brent Spot)	1,461	0.0786	4.645	***/**	138.51***	13.27	-0.710
Sverige, 1993-2020							
e (SEK/NOK)	1,470	0.0041	0.818	***/**	116.31***	5.15	0.239
r (OMX30)	1,470	0.1604	3.269	***/**	91.31***	25.29	-0.221
op (Brent Spot)	1,470	0.0783	4.613	***/**	134.54***	13.15	-0.770
***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%							

Tabell 2.1 viser deskriptiv statistikk for hver av våre tre variabler i deres tilhørende land/områder, teststatistikker for enhetsrøtter og seriekorrelasjon, og mål av kurtose og skjevhet.

Alle variabler er på log-avkastningsform, hvor e er valutaavkastning, r er avkastning på aksjeindeks målt i indeksens lokale valuta, og op er oljeavkastning fra brent spot målt i USD. Vi observerer stor variasjon i gjennomsnittlige avkastninger for valutaene hvor Japanske yen har klart høyest gjennomsnitt i tillegg til å ha høyest risiko målt i standardavvik. Britiske pund har lavest gjennomsnittlig avkastning mens euroen har lavest risiko målt i standardavvik. For aksjeavkastningene Sveriges OMX30 høyest gjennomsnitt og standardavvik, mens Europas SX5E faktisk har negativ gjennomsnittlig avkastning. Som nevnt behandler vi effektivt sett Europa som ett enkelt land ved å benytte en generell europeisk aksjeindeks. Indeksen vi benytter for Europa er Euro Stoxx 50, og det er verdt å nevne at dette er en Tyskland og Frankrike-tung indeks – de to landenes vektorer utgjør om lag 65% av hele indeksens verdi. Vi ser at avkastningen til oljeprisen har varierende gjennomsnitt og standardavvik. Dette er på

grunn av dato-matching i konstruksjonen av datasettet, noe som innebar å matche alle tre variabelers observasjonstidspunkter og dermed fjerne noen observasjonstidspunkt som ikke var delt av alle variablene. Dette er også synliggjort av forskjell på antall observasjoner. Alle variablene har positive kurtoseverdier over 3, noe som indikerer at fordelingen av avkastningene har fete haler på positiv (høyre) side. Dette kan tolkes som at det er mer sannsynlig å se ekstreme positive avkastninger enn negative. For valutaavkastning ser vi en tendens til positiv skjevhet, mens det for aksje- og oljeavkastningene er utelukkende negativ skjevhet.

3 Metode/økonometri

For å analysere forholdet mellom finansielle variabler kan en benytte svært mange ulike modeller og analysemetoder. Denne oppgaven vil ta utgangspunkt i Markov-Switching-modellen ettersom den vil la oss undersøke forholdet ved å la det følge en økonomisk intuitiv dynamikk; at det varierer avhengig av markedsforhold. I dette kapittelet skal vi diskutere denne intuisjonen nærmere, og presentere Markov-Switching-modellen formelt, men først vil vi diskutere sentrale statistiske/økonometriske konsepter som er viktige å ta til betraktning i løpet av en analyse som dette.

3.1 Stasjonaritet og enhetsrøtter

Ikke-stasjonær data kan forårsake en falsk («spurious») regresjon. Konsekvensene av dette er at de estimerte koeffisientene kan se ut til å være av høy statistisk signifikans, og at modellen kan se ut til å være god, som indikert av høy R^2 , når dette egentlig ikke er tilfellet. Videre vil ikke-stasjonær data implisere at de estimerte koeffisientene ikke følger normalt antatte t- og F-fordelinger. Dette betyr nødvendigvis at vanlig hypotesetesting ikke er mulig. I verste fall kan dette føre til at en trekker totalt feile konklusjoner om et forhold mellom variablene i analysen.

Det skilles teoretisk mellom to typer stasjonaritet:

1. Streng stasjonaritet

En prosess er strengt stasjonær hvis fordelingen av seriens verdier er konstant over tid⁵ (Brooks, 2019, s.247)

⁵ Viktig å påpeke at dette er et aspekt ved den underliggende stokastiske prosessen, ikke realisasjonen.

Formelt sett:

for alle $t_1, t_2, \dots, t_T \in \mathbb{Z}$ og $k \in \mathbb{Z}$ med $T = 1, 2, \dots$

er

$$F_{y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_T}}(y_1, \dots, y_T) = F_{y_{t_1+k}, y_{t_2+k}, \dots, y_{t_T+k}}(y_1, \dots, y_T)$$

Der F indikerer fells fordelingsfunksjon (joint distribution function) for et sett av tilfeldige variabler (Tong, 1990, s.3).

2. Svak stasjonaritet

En serie er svakt stasjonær for $t = 1, 2, \dots, \infty$ dersom den har konstant gjennomsnitt, varians og autokovarians (Brooks, 2019, s.247). Formelt sett uttrykkes betingelsene henholdsvis som:

$$E(y_t) = \mu$$

$$E(y_t - \mu)(y_t - \mu) = \sigma^2 < \infty$$

$$E(y_{t_1} - \mu)(y_{t_2} - \mu) = \gamma_{t_2 - t_1}, \forall t_1, t_2$$

Autokovariansen indikerer til hvilken grad en variabel er avhengig av dens egen verdi i tidligere tidsperiode. Dette betyr at autokovariansen er hovedkomponenten i autokorrelasjon. På samme måte som at varians er en ikke-normalisert verdi fordi dens verdi avhenger av hvordan variabelen måles, er det mer nyttig å bruke korrelasjon ettersom det gir oss en normalisert verdi mellom -1 og 1. Det samme gjelder autokovarians og autokorrelasjon. Autokovariansfunksjonen er gitt ved (Brooks, 2019):

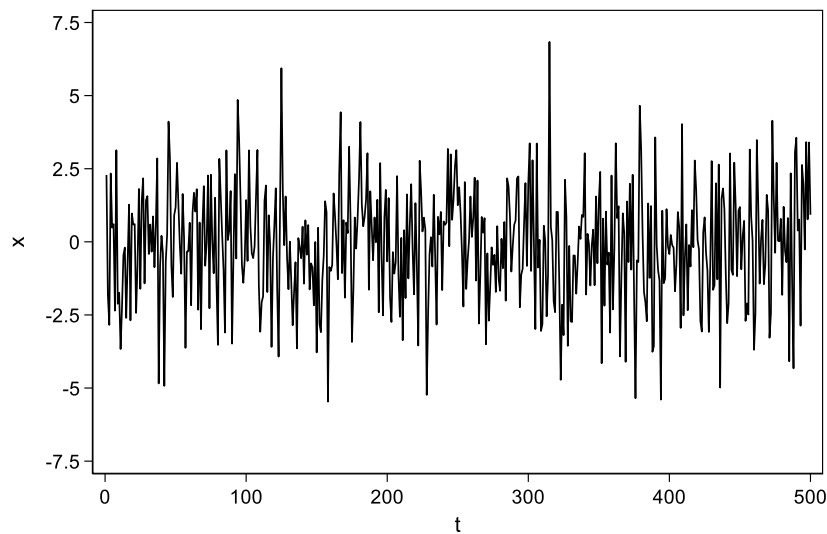
$$\gamma_s = E(y_t - E(y_t))(y_{t-s} - E(y_{t-s})), s = 0, 1, 2, \dots$$

Fra dette finner vi autokorrelasjon som:

$$\tau_s = \frac{\gamma_s}{\gamma_0}$$

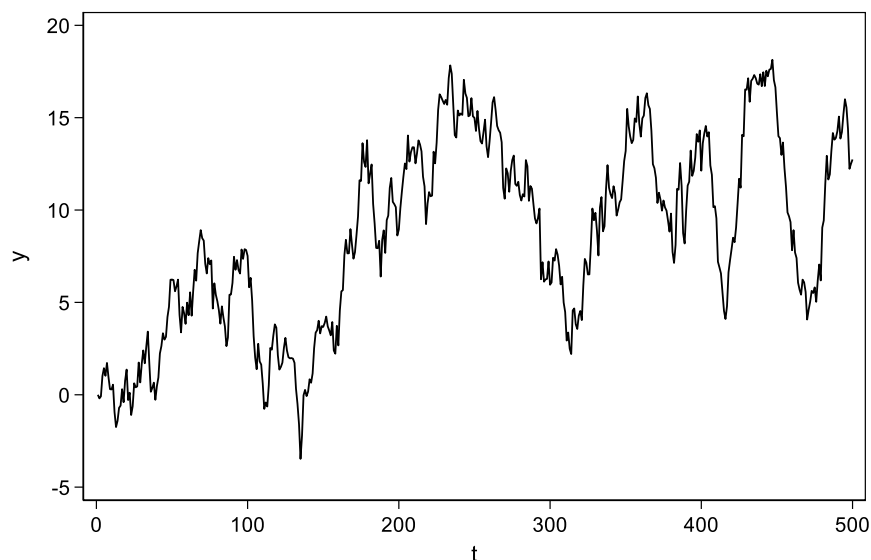
En hvit-støy-prosess er et enkelt eksempel på en stasjonær prosess.

Figur 3.1.1: Visuelt eksempel på stasjonær prosess



En hvit-støy-prosess har et gjennomsnitt lik 0 og konstant varians. Visuelt ser prosessen i figur 3.1.1 ut til å bevege seg tilnærmet tilfeldig rundt null, med et tilnærmet konstant varians over tid. Vi ser også at verdien krysser gjennomsnittet ofte, noe som indikerer stasjonaritet ettersom verdien ofte vender mot gjennomsnittet etter et sjokk.

Figur 3.1.2: Visuelt eksempel på ikke-stasjonær prosess



I figur 3.1.2 (over) ser vi et eksempel på en ikke-stasjonær random-walk-prosess. Her ser vi tydelig at variabelen har en stigende verdi over tid med en ikke-konstant varians, og store bevegelser bort fra gjennomsnittet over lengre tid. Bortsett fra enkelte negative perioder i starten av tidsserien, kan denne typen prosess minne om en aksjekurs.

Ofte brukte tester for stasjonaritet og enhetsrøtter inkluderer Dickey-Fuller og Phillips-Perron-testene, men de kan ha lite styrke når det gjelder å avvise nullhypotesen om ikke-stasjonaritet ($I(1)$). Et alternativ som er vist å ha mer styrke (Elliott et al., 1996) er en modifisert DF test som benytter GLS i stedet for OLS. DF-GLS har også fordelen av å benytte MAIC for å velge lagg-lengde. Vi går gjennom denne testen for hver avkastningsvariabel og finner ingen bevis for enhetsrøtter i variablene. For alle tre variablene i alle land kan vi avvise nullhypotesen om enhetsrøtter⁶. For å bekrefte resultatet om enhetsrøtter i våre tre variabler, gjennomfører vi som anbefalt i Brooks (2019) også en stasjonaritetstest (KPSS) hvor nullhypotesen er stasjonaritet – det motsatte av nullhypotesen i DFGLS-testen, og vi får bekreftet resultatene fra første test. Dette indikerer at variablene er stasjonære og kan benyttes til videre analyse.

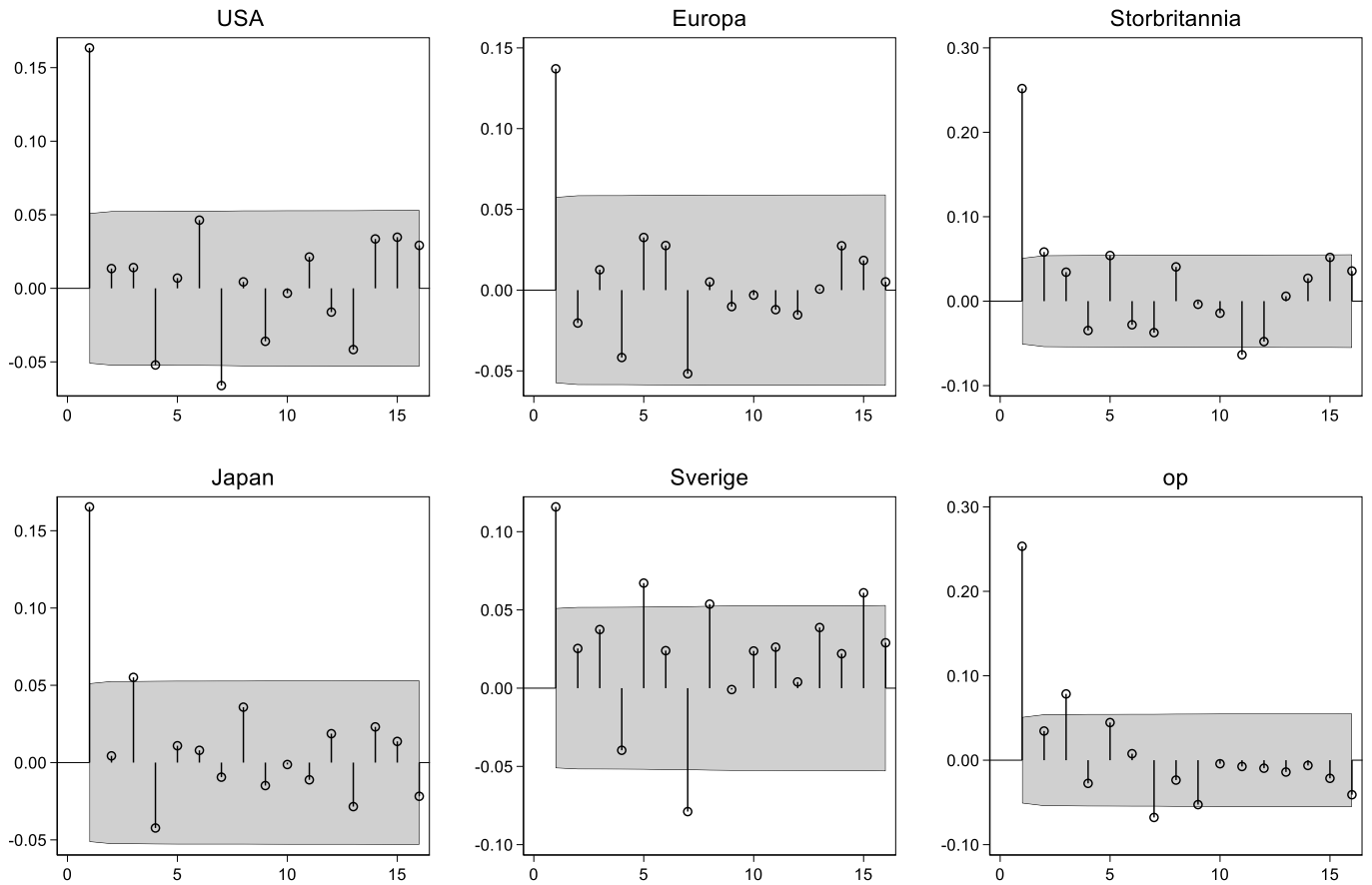
3.2 Seriekorrelasjon i aksjer og valuta

Seriekorrelasjon indikerer til hvilken grad en variablers verdi er avhengig av dens tidligere verdi(er) (Brooks, 2019, s.646). Vi tester også for dette i hver variabel med Ljung-Box-testen. For alle variabler finner vi sterke tegn til seriekorrelasjon. Vi forventer å se seriekorrelasjon i avkastningene, og dette kan tolkes som en indikasjon på at det i modelleringen av variablene bør inkluderes laggede verdier. Seriekorrelasjon er noe man svært ofte ser i finansiell data ettersom en gjerne ser på verdier av noe, for eksempel en aksje eller en valuta. Intuitivt gir det mening at dagens verdi til en aksje eller en valuta i stor grad er basert på gårdagens verdi. For en aksje vet vi at prisen på det mest fundamentale reflekterer det underliggende selskapet og dets nåværende samt forventede fremtidige finansielle styrke. I de aller fleste tilfeller kan en derfor forvente at en aksjes pris ikke avviker enormt mye fra forrige observerte verdi, ettersom et selskaps finansielle fundament typisk ikke varierer voldsomt fra dag til dag. Her finnes det naturligvis unntak, for eksempel selskap med høy konkurssannsynlighet hvor selskapets fremtid er svært usikker, noe som gjerne gjør aksjeprisen veldig sensitiv og volatil. Dette gjelder kanskje i enda større grad for valutaer ettersom verdien fundamentalt sett er basert på en nasjons (eller område, eks. EU) økonomiske styrke, noe som utvilsomt er mindre svingende enn et selskaps finansielle soliditet. Seriekorrelasjon i avkastninger kan indikere at avkastninger, positiv eller negativ, har en tendens til å ha momentum slik at positive (negative) avkastninger ofte følges av positive (negative) avkastninger i en periode, et fenomen godt kjent i faget. En

⁶ DF-GLS-testen konstruerer en teststatistikk for hver lagg i testens utvalgte lagg-lengde. I desk-stat-tabellen indikerer signifikansnivå at nivået gjelder for alle relevante lag.

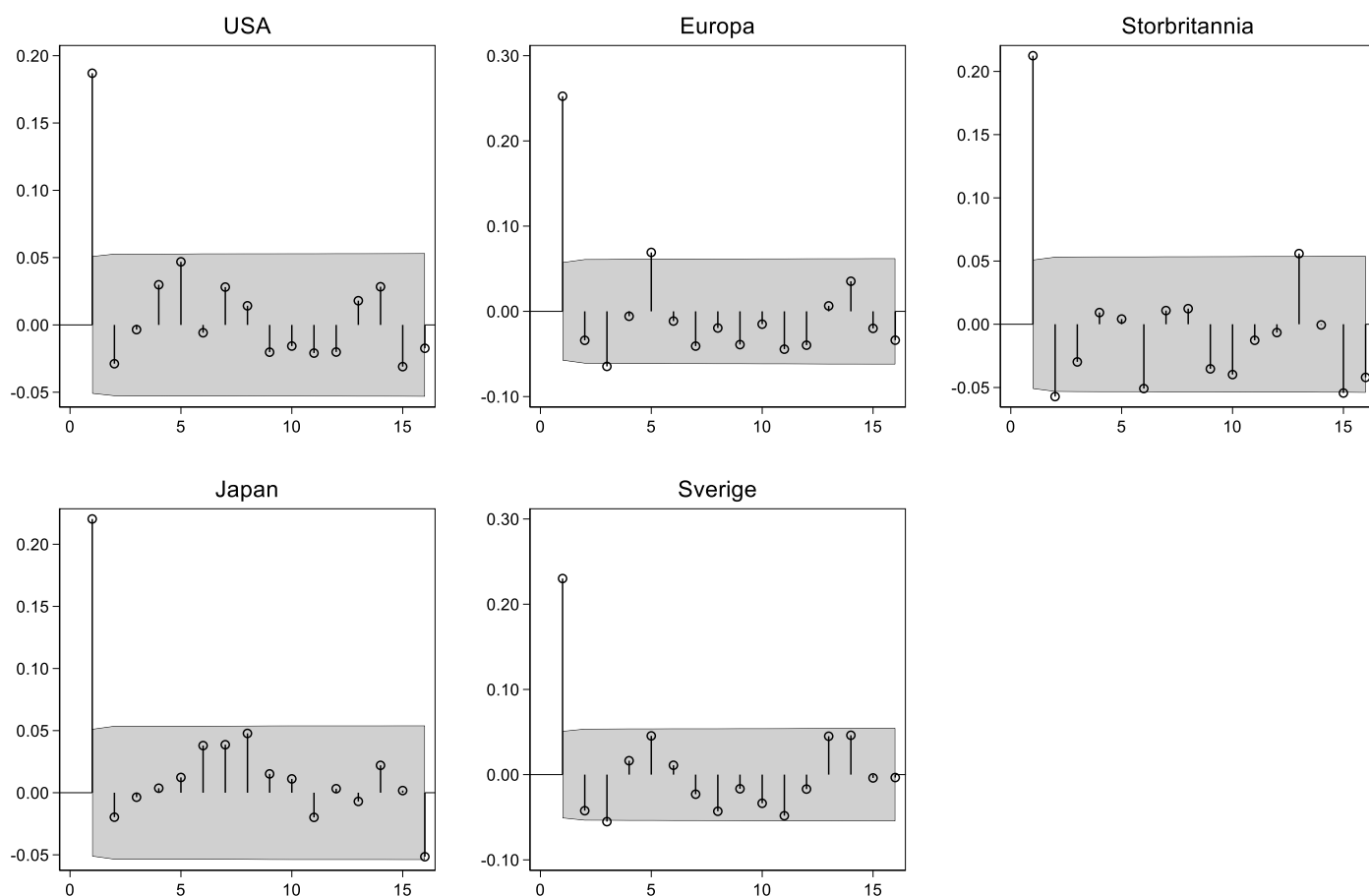
enkel måte å illustrere seriekorrelasjon i en variabel er ved å se på variabelens autokorrelasjonsfunksjon.

Figur 3.2.1: Aksje- og oljeavkastning - autokorrelasjonsfunksjoner



Visualiseringen av autokorrelasjonsfunksjonene gir oss et bilde av hvordan variablene avhenger av deres egne verdier ved tidligere tidspunkt. Figurene illustrerer positive korrelasjoner oppover og negative nedover. Den horisontale linjen indikerer antall laggede verdier av variabelen. Det grå området indikerer 95% konfidensintervall. Det klareste tegnet vi observerer er at alle seriene viser sterke tegn til positiv autokorrelasjon med første laggede verdi. Som nevnt vil en positiv autokorrelasjon indikere prismomentum i de underliggende aksjene og at positive (negative) avkastninger er sannsynlig å bli etterfulgt av positiv (negativ) avkastning.

Figur 3.2.2: Valutaavkastning - autokorrelasjonsfunksjoner



Slik som for landenes aksjeavkastninger finner vi også sterke tegn til positiv autokorrelasjon ved første lag for valutaavkastningen.

3.3 Kurtose og Skjevhet

Kurtose og skjevhet forteller oss noe om sannsynlighetsfordelingen til en variabel til sammenligning med en normalfordeling. En normalfordeling vil ha en kurtose lik 3. En kurtoseverdi over 3 indikerer at variabelen har en fordeling med «fete» haler, mens en verdi under 3 indikerer det motsatte, derfor kan kurtosetallet til en variabel fortelle oss noe om hvor sannsynlig det er å observere ekstreme verdier av den. Skjevheten til en normalfordeling er lik 0. En variabls skjevhet er et mål på mangelen av symmetri rundt gjennomsnittet, og indikerer derfor en variabls retning og grad av asymmetri. En negativ tallverdi på skjevhet tilsier at

variabelen har et gjennomsnitt lavere enn medianen, mens det motsatte gjelder for en positiv skjevhet (Brooks, 2019, s.55-57).

3.4 Strukturelle brudd og Markov-switching-modellen

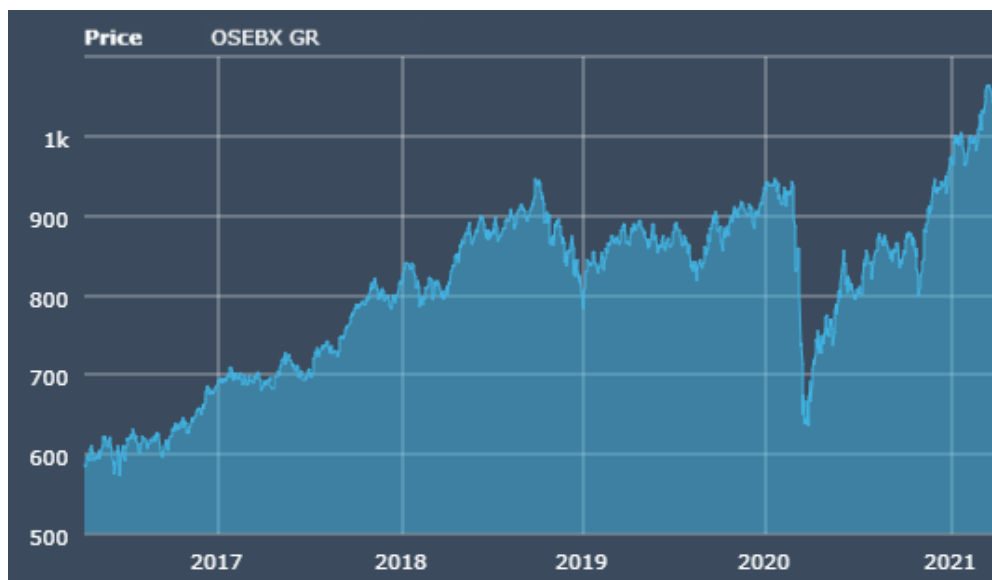
Finansielle markeder og deres verdier reflekterer på det mest grunnleggende aktørers oppfatning av fundamentale økonomiske forhold, i tillegg til deres økonomiske forventninger for fremtiden. Av den grunn vil forandringer i disse forventningene kunne skape endringer i priser på aksjer, obligasjoner og andre verdipapirer. Når et selskap slipper nyheter om at deres eneste fabrikk har brent ned, og all produksjon av deres produkter må utsettes i en betydelig tidsperiode vil investorers forventninger til selskapets inntjening synke, og mest sannsynlig vil aksjeprisen til dette selskapet følge med nedover. Når endringer i produksjon og etterspørsel av råolje skaper en økning i oljeprisen vil selskaper som produserer denne råvaren sannsynligvis oppleve at deres investorer forventer økt inntjening som resultat av den høyere oljeprisen, og oljeselskapenes aksjepriser stiger. Dette er selvsagt en svært simplifisert forklaring av intuisjonen bak hvordan aksjer prises, men er fortsatt den sentrale mekanismen alle markedsaktører forholder seg til. Et resultat av en slik mekanisme er at uforventede endringer i markedsforhold kan plutselig og drastisk endre finansmarkeders utsikter, og med det både aksjepriser og valutakurser. For valutaer med flytende valutakurser vil dette også være en del av forklaringen på deres verdier. Forskjellen er hovedsakelig at en valutas verdi i større grad baseres på makroøkonomiske grunnlag enn enkeltaksjer. Uansett kan det tenkes at verdien til en aksje og til en valuta har noen felles faktorer. Begge påvirkes av ulik grad av makroøkonomiske forhold slik som renter, mens et annet eksempel kan være spekulasjon, hvor store endringer i etterspørsel og tilbud kan slå kraftig ut i prisen. Et resultat av at finansmarkeders priser i stor grad avhenger av menneskers kontinuerlig skiftende forventninger og dynamiske makroøkonomiske forhold er at dramatiske og uforventede endringer kan føre til totalt nye markedsforhold. Det ferskeste eksempelet er mars 2020 hvor en «sort svane» kalt COVID-19 på rekordkort tid fikk verdens aksjepriser til å stupe når markedsaktører plutselig forventet betydelig økt risiko. Også valutaer fikk gjennomgå. Den norske kronen falt betydelig i verdi målt mot Norges største handelspartnere. Norges Banks konkurransekursindeks (KKI/TWI) viser en drastisk og nesten plutselig endring i kronens verdi mellom mars og april 2020 (Norges Bank, 2021). Økt KKI betyr depresiering av kronen.

Figur 3.4.1: Konkurranskursindeksens utvikling fra begynnelsen av 2020



Figuren (under) viser kursen til Oslo børs over de siste fem år – børsen reflekterer aksjekursene til de største norske aksjeselskap. På begynnelsen av 2020 er det lett å se hvor Corona-pandemien hadde sitt startskudd. Dette «stupet» finner man i praktisk talt alle verdens aksjeindekser på samme tidspunkt (Euronext, 2021).

Figur 3.4.2: Oslo Børs hovedindeks (OSEBX) siste fem år



Covid-19 er bare ett eksempel på en hendelse som kan føre til enorme endringer i verdensøkonomien og derav også finansmarkedene. Andre eksempler er finanskrisen i 2007-2009, «dot-com-boblen» rundt 2000 og «Black-Monday» i 1987. Disse periodene, og andre lik dem, er av økonomisk interesse for denne oppgaven fordi de symboliserer det som kalles

strukturelle brudd. Når et strukturelt brudd skjer er det fordi markedsforholdene har drastisk endret seg. I finansiell litteratur blir dette ofte beskrevet som at det skjer et «regimeskift». Typisk skiller man mellom regimer med lav volatilitet, og regimer med høy volatilitet. Intuisjonen bak det å ta hensyn til ulike regimer i empiriske analyser er at forhold mellom variabler kan tenkes å avhenge av hvilke regimer de befinner seg i. En av grunnene til dette kan være at investorer og andre markedsaktører endrer prioriteringer og preferanser når det skjer regimeendringer, for eksempel ved rebalanseringer av porteføljer når de observerer økt risiko i enkelte aktivaklasser. En annen grunn kan være at sentralbanker endrer sin innvirkning i markedene hvis de oppfatter at markedene har gått fra ett regime til et annet, og med det endrer dynamikken til for eksempel styringsrenter og inngrep i valutaer. Dersom en benytter analysemetoder som tillater strukturelle brudd og ulik dynamikk i forskjellige regimer, og går bort fra antagelsen om et strengt lineære forhold mellom variabler kan man potensielt sett fange og beskrive forhold på et mer presist vis. En praktisk, finansiell motivasjon til å anta at forholdet mellom finansielle variabler kan være regimeavhengig er konseptet kalt «risk-on-risk-off». Dette konseptet refererer til det at investeringsaktivitet avhenger av hvordan aktørene oppfatter markedstilstanden. Alle investorer har til varierende grad en risikotoleranse. Dersom en investor våkner til nyheter som impliserer økt volatilitet og derav risiko i markedet, kan han oppleve at hans risikotoleranse er oversteget. Dette kan føre investoren til å justere porteføljen sin ved å f.eks. endre de relative andelene av aktivaklasser i hans portefølje, eller ved å bytte ut enkelte aktivaklasser med mindre risikable aktivum. Det motsatt kan være tilfellet dersom investoren oppfatter markedet som å være i en lav-risiko-tilstand. Da kan han kanskje ønske å ta på seg mer risiko for å komme nærmere sin risikotoleranse. Risk-on-risk-off er et godt dokumentert fenomen. Smales (2016) finner at når frykt blant investorer øker (som målt av VIX) forventes det at fall i aksjemarkeder og obligasjonsutbytter mens USD forventest at appresierer. McCauley (2012) dokumenterer blant annet at i rolige perioder vil investorer i utviklede land ha en tendens til å investere i fremvoksende markeder med en høy grad av giring, og at dette reverseres i urolige tider. Det finnes også mønstre i valutamarkedene som indikerer at de har ulike dynamikker i rolige versus urolige tider. De Bock & de Carvalho Filho (2015) finner at risk-off perioder har økt i antall siden 2007, og at i disse periodene har valutaer som japanske yen, sveitsiske franc og USD en tendens til å appresiere mot valutaer til fremvoksende markeder og andre G-10 land.

For å undersøke forholdet beskrevet i problemstillingen skal vi hovedsakelig benytte oss av en Markov-Switching-modell (MS-modell). Implementasjonen av denne modelltypen tar

utgangspunkt i modellens beskrivelse slik den står i Brooks (2019), med Hamilton (1989) som kilde.

Markov-Switching-modell har mulighet til å ta for seg en verden med $s_i = 1, 2, 3, \dots, m$ antall regimer. Vi vil i denne oppgaven fokusere på modeller med to regimer, $s_i = 1, 2$. Hvorvidt variablene vi analyserer befinner seg i regime 1 eller 2 avhenger av en uobserverbar tilstandsvariabel s_t . At denne variabelen er uobserverbar impliserer at vi i motsetning til i de mest aktuelle alternative regime-skifte-modellene ikke trenger å velge f.eks. en terskel som definerer om en variabel befinner seg i regime 1 eller 2. Bevegelsen til mellom regimer er diktert av følgende prosess:

$$P[a < y_t \leq b | y_1, y_2, \dots, y_{t-1}] = P[a < y_t \leq b | y_{t-1}]$$

Dette er en såkalt førsteordens Markov-prosess som beskriver at sannsynlighetsfordelingen til tilstanden ved tid t kun avhenger av tilstanden ved tid $t - 1$. Sentralt i en analyse hvor en MS-modell benyttes er tilstandssannsynlighetene. Når $s_t = 1, 2$ kan vi fra Hamilton (1989) formulere disse som:

$$Prob[S_t = 1 | S_{t-1} = 1] = p_{11}$$

$$Prob[S_t = 2 | S_{t-1} = 1] = 1 - p_{11}$$

$$Prob[S_t = 2 | S_{t-1} = 2] = p_{22}$$

$$Prob[S_t = 1 | S_{t-1} = 2] = 1 - p_{22}$$

Gitt en tidsserievariabel y_t som følger en førsteordens Markov-prosess vil p_{11} denotere sannsynligheten for at y_t er i tilstand 1 ved tid t gitt at den var i tilstand 1 ved tid $t - 1$. Sannsynligheten for at y_t befinner seg i tilstand 2 ved tid t hvis den var i tilstand 1 ved $t - 1$ er derav gitt som $1 - p_{11}$. Samme tolkning gjelder for de to siste sannsynlighetene. En viktig egenskap ved MS-modellen er at en serie kan oppleve flere regime/tilstandsskift i løpet av en gitt tidsperiode. Dette er også en av modellens styrker. Når vi skal analysere det dynamiske forholdet mellom valutakurs og utenlandske aksjeindekser tillater vi at også gjennomsnitt og varians er regimeavhengig. Det er også naturlig å anta at en autoregressiv prosess ligger som grunnlag for våre variabler. Når dette er tilfellet uttrykker Hamilton (1989) en tidsserievariabel y_t generelt som:

$$y_t = \mu(s_t) + \left[\sum_{i=1}^p \phi_i (y_{t-1} - \mu(s_t)) \right] + \sigma(s_t) \varepsilon_t$$

Hvor ϕ_i er autoregressive koeffisienter mens μ og σ er henholdsvis gjennomsnitt og standardavvik, der begge er regimeavhengig som indikert av (s_t) . Majoriteten av studiene innen finans som tar ser på samme type forhold som denne oppgaven, og som benytter MS-modellering som hovedmetode, undersøker om det finnes et toveis-forhold mellom valutakurs og aksjemarkeder. Typisk for disse studiene er at de bruker en generalisering av ligningen ovenfor, på MS-VAR-format som utviklet av Krolzig (1997), og som kan noteres som:

$$r_t = a_1 + \sum_{k=1}^l a_{2j}(s_t) r_{t-k} + \sum_{k=1}^l a_{3j}(s_t) e_{t-k} + v(s_t) u_{r,t}$$

$$e_t = b_1 + \sum_{k=1}^l b_{2j}(s_t) e_{t-k} + \sum_{k=1}^l b_{3j}(s_t) r_{t-k} + v(s_t) u_{e,t}$$

Hvor r_t og e_t denoterer avkastninger for aksjemarkeder og valuta, henholdsvis. For vårt tilfelle vil det ikke ha noen hensikt å anta at det er kausalitet i fra valutakursen til den norske krone, til utenlandske aksjemarkedet, og vi vil derfor utelukkende fokusere på den andre ligningen i denne modellformuleringen. Det er også en gjenganger i litteraturen at studiene finner kausalitet *fra* aksjemarkeder *til* valutamarkeder, men ikke andre vei. Vi vil også inkludere ikke-laggede verdier for forklaringsvariablene ettersom vi ikke skal undersøke Granger-kausaltet, slik de aller fleste empiriske studier på dette området gjør. Dette betyr at vår analyse av forholdet mellom kronekursen og utenlandske aksjemarkeder har følgende ligning som utgangspunkt:

$$e_t = b_1 + \sum_{k=1}^l b_{2j}(s_t) e_{t-k} + \sum_{i=0}^l b_{3j}(s_t) r_{t-i} + v(s_t) u_{e,t}$$

I løpet av analysen vil vi utvide modellen til å inkludere avkastningen til oljeprisen som kontrollvariabel, og vi gjør en andre utvidelse ved å modellere volatiliteten til tidsseriene som GARCH-prosesser. Dette blir forklart i dybde senere i oppgaven. Vi skal også visualisere hvor MS-modellen identifiserer de ulike regimene.

Alternativ til Markov-Switching

I finansiellitteraturen er det i praksis bare én annen regime-switching-modell som har oppnådd en betydelig popularitet – «Threshold Autoregressive model» (TAR) (Tong, 1990) og varianter av den. Under MS modellen er tilstandsvariabelen uobserverbar og dermed ukjent. Det er først og fremst her modellen skiller seg fra hverandre, fordi TAR antar at tilstandsvariabelen er kjent og observerbar. Et enkelt eksempel på en TAR modell er (Brooks, 2019, s.469):

$$y_t = \begin{cases} \mu_1 + \phi_1 y_{t-1} + u_{1t} & \text{hvis } s_{t-k} < r \\ \mu_2 + \phi_2 y_{t-1} + u_{2t} & \text{hvis } s_{t-k} > r \end{cases}$$

Der r indikerer terskelen for hvilken autoregressiv prosess variabelen følger. Slik som i MS modellen ser vi at konstanten μ_i , koeffisientene ϕ_1 til det laggede leddet og feilleddet u_{it} er regime/tilstandsavhengig.

Problemet med TAR oppstår i valget av hva terskelverdien eller variabelen skal være.

3.6 Heteroskedastisitet og volatilitetsgruppering

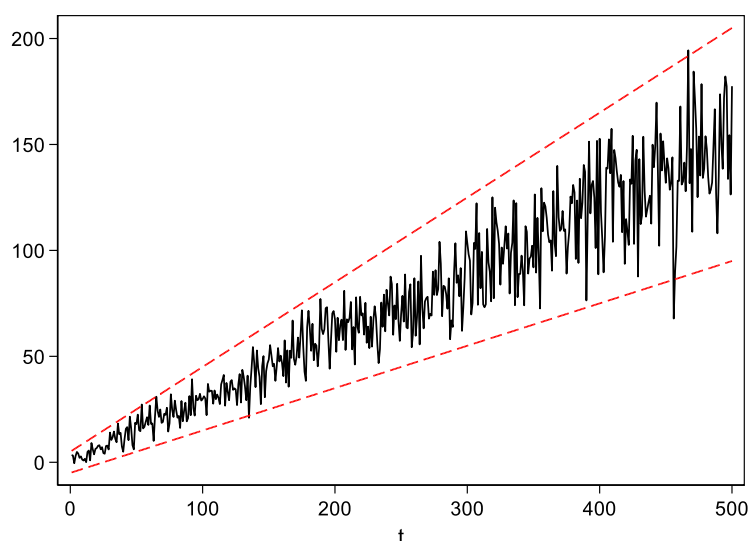
Vi diskuterte tidligere seriekorrelasjon i aksjer og valuta. En annen type seriekorrelasjon finnes i residualene – det som «blir igjen» etter estimeringen av modellen. Dersom det er tegn til seriekorrelasjon i residualene kan en tolke det som at modellen ikke forklarer dynamikken man undersøker på tilstrekkelig vis. En av de mest fundamentale CLRM (Classical Linear Regression Model) antagelsene innebærer at en antar at feilleddet til en regresjon har en forventet verdi lik null, og at variansen er konstant. Det sistnevnte kalles homoskedastisitet. Dersom variansen ikke er konstant over tid kalles det heteroskedastisitet.

Dersom variansen til feilleddet i en OLS regresjonen ikke er konstant, men heteroskedastisk, vil dette bety at Gauss-Markov teoremet ikke holder, og at estimatoren ikke er «BLUE». I praksis vil dette kunne slå ut i de estimerte standardavvikene og derav føre til upresis inferens. For Maximum-likelihood estimatoren (MLE)⁷ som Markov-Switching modellen bruker, kan konsekvensene av heteroskedastisitet være enda mer alvorlige. Mens konsekvensene av heteroskedastisitet under OLS estimering ikke gjør estimatoren partisk, kan dette være tilfellet ved MLE. I tillegg er det sannsynlig at estimatene ikke vil være konsistente⁸.

⁷ Benytter teknisk sett en Quasi-maximum-likelihood-estimator

⁸ se f.eks. (Giles, 2013) for nærmere forklaring

Figur 3.6.1: Visuelt eksempel på heteroskedastisitet

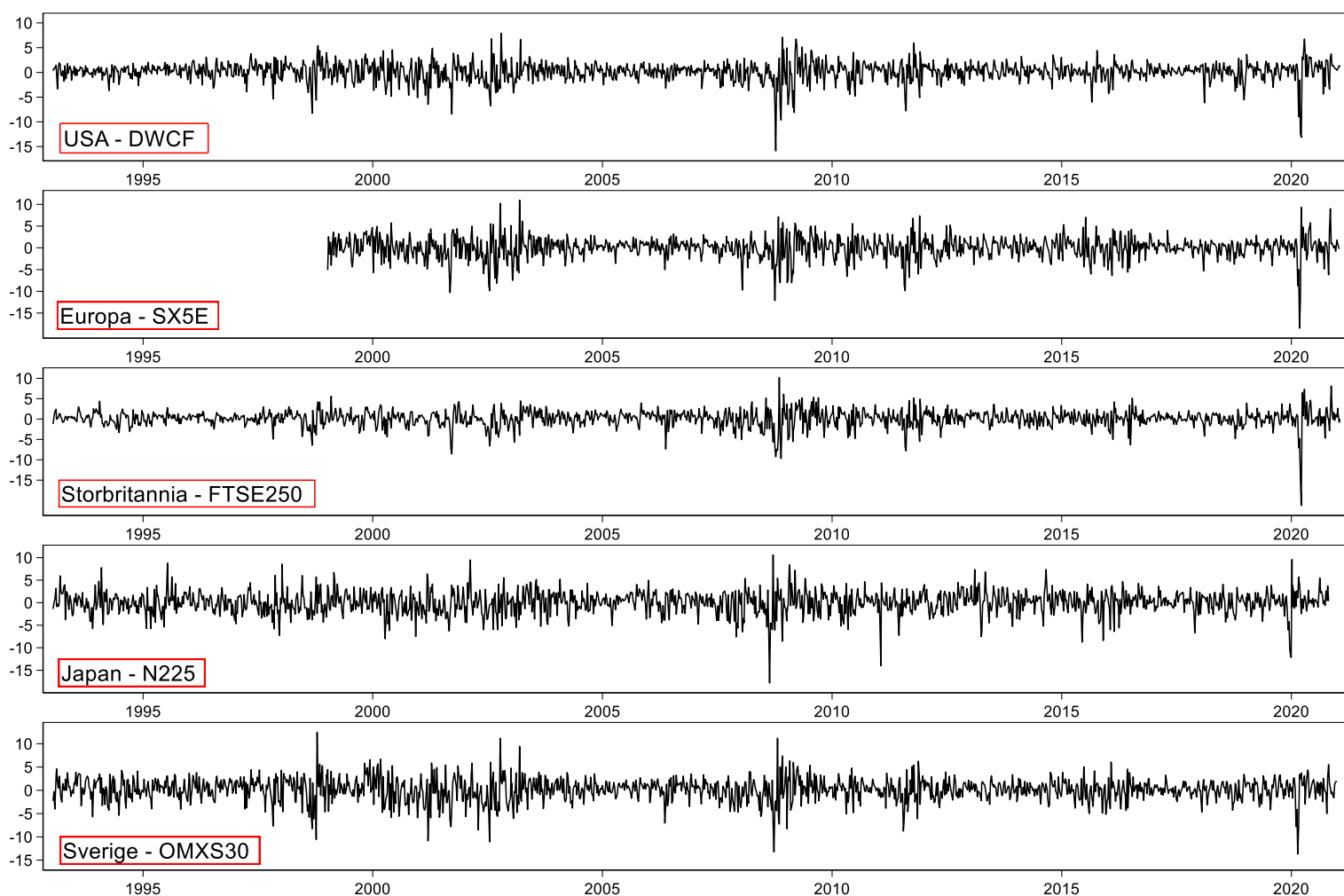


I figur 3.6.1 (over) ser vi et eksempel av tilfeldig generert data som har økende grad av variasjon og gjennomsnittlig verdi etter hvert som tiden går. Variasjonen er ikke konstant, og dermed heteroskedastisk.

En annen form for seriekorrelasjon i residualleddet er det av høyere orden – seriekorrelasjon i de kvadrerte verdiene. Dersom man finner tegn til denne typen seriekorrelasjon kan det tyde på at «ARCH»-effekter eksisterer.

For alle land analysert med MS-ARDL modellen finner vi sterke tegn til ARCH-effekter. Dette finner vi ved Q^2 -testen som har Ljung-Box-testen for seriekorrelasjon som grunnlag, men som tester for seriekorrelasjon av høyere orden i residualene. Dette er et tegn på at dataen vår har betydelig volatilitetsgruppering og at modellen ikke håndterer det på en optimal måte. Volatilitetsgruppering refererer til at store (små) bevegelser har en tendens til å følge store (små) bevegelser. Denne volatilitetsgrupperingen er synlig i avkastningsgrafene ved at en ser klare perioder med høy og lav volatilitet. Vi kan forstå volatilitetsgruppering som en form for konsentrert seriekorrelasjon i volatiliteten. Det vil derfor være gunstig å benytte en modellspesifikasjon som inkluderer denne egenskapen til volatiliteten. En svært hyppig brukt metode for å modellere volatilitetsgruppering (og volatilitet generelt) er ved hjelp av GARCH-modeller.

Figur 3.6.2: Ukentlig gjennomsnittlige avkastninger på aksjeindekser, i lokal valuta



Ovenfor (figur 3.6.2) ser vi de gjennomsnittlige ukentlige avkastningene til aksjeindeksene analysen benytter. Vi ser klare visuelle tegn til distinkte perioder med lavere og høyere volatilitet, og med det tegn til volatilitetsgruppering.

3.7 GARCH

For å forstå hvorfor en GARCH-spesifikasjon av vår tidligere estimerte modell kan være nyttig, kan det være greit å diskutere intuisjonen bak GARCH-modellering og hvordan det avviker fra analysen vi allerede har gjennomført.

Først, hva er ARCH? ARCH står for «AutorRegressive Conditional Heteroskedasticity» og impliserer at variansen til feilleddet (residualleddet) er en funksjon av dets tidligere verdier – mer spesifikt dets tidligere kvadrerte verdier (Engle, 1982). Dersom man antar at feilleddets varians følger en ARMA-prosess vil modellen kalles GARCH (Generalisert ARCH). Denne utvidelsen ble introdusert av Bollerslev (1986). I tråd med tidligere litteratur vil vi anta en

GARCH spesifikasjon. Fra den originale artikkelen kan en GARCH(p,q) prosess formuleres som:

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$$

ε_t er en diskret stokastisk prosess, og illustrerer som feilleddet i regresjonsanalysen. ψ indikerer informasjonssettet til prosessen. Slik som i vår tidligere analyse, er feilleddet antatt å ha en normalfordeling med forventet verdi lik null, men avviker når det kommer til varians. Den sentrale forskjellen på en GARCH-modell og en modell hvor en ikke antar ARCH-effekter, er at feilleddets varians er antatt å variere med tid (som denotert med subskrift «t» i h_t) og at modellen tillater at variansen avhenger av sin egen fortid i tillegg til tidligere verdier av kvadrerte residualer. I tradisjonelle økonometriske modeller vil dette implisere et brudd på en av de fundamentale antagelsene – homoskedastisitet, konstant varians i residualleddet. Denne antagelsen er ofte brutt i modeller med finansiell data, og det sies da at en har heteroskedastisitet. Formelt kan vi sammenligne GARCH beskrivelsen av varians med den standard antagelsen for homoskedastisitet. Mens GARCH antar at varians har prosessen som er beskrevet over for h_t , vil den klassiske antagelsen tilsi at for prosessen $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, impliserer antagelsen om homoskedastisitet at $E(\varepsilon_t) = 0$, og viktigst for vår del, at $\sigma^2(\varepsilon_t) = \sigma^2$. Denne antagelsen tar vi avstand fra ettersom den sannsynligvis ikke holder med vår data, og siden vi finner sterke tegn på ARCH effekter i modellene. For å håndtere volatilitetsgrupperingen i vår data lar vi variansen til residualene følge prosessen som gitt ved h_t ovenfor. Denne spesifikasjonen vil kombineres med Markov-Switching modellen utarbeidet tidligere i oppgaven slik at vi tillater regimeavhengig varians.⁹

En alternativ spesifikasjon av GARCH modellen er den eksponentielle GARCH (EGARCH). I teorien kan dette være en bedre spesifikasjon for å modellere volatiliteten i vårt tilfelle fordi den har to sentrale fordeler over den enkle GARCH; EGARCH tillater asymmetrisk reaksjoner på nyheter/sjokk – GARCH antar at negative og positive sjokk gir lik (symmetrisk) reaksjon, noe som betyr at EGARCH på en bedre måte kan modellere «Leverage»-effekter. I tillegg

⁹ Direkte estimering av MS-GARCH på den originale formel er ikke mulig ettersom h_t avhenger av hele regimehistorikken og krever derav integrasjon av S^T mulige regimer. Dette problemet ble utbedret først av Gray (1996) der en alternativ spesifikasjon av h_t ble utviklet.

tillater EGARCH at «store nyheter» kan ha større effekt på volatilitet enn i GARCH (Engle & Ng, 1993). På grunn av programvarerestriksjoner her ikke estimeringen av en MS-EGARCH modell vært en mulighet for denne oppgaven, men vi gjennomfører en enkel EGARCH-analyse for å sammenligne med resultatene fra MS-modellene. Ved å sammenligne log-likelihood-verdier og informasjonskriterier mellom EGARCH og MS-AR(DL) kan vi undersøke om det å tillate regimeskift, men ikke asymmetri produserer statistisk bedre resultater enn det å tillate asymmetri, men ikke regimeskift. For å få innblikk i om det å tillate asymmetri er statistisk bra sammenligner vi også EGARCH med GARCH uten Markov-Switching. Se kapittelet om robusthetstesting for resultater og sammenligning.

3.8 Testing for flere regimer

En MS-AR modell er en utvidelse av den mer grunnleggende AR modellen. En slik utvidelse er hensiktsmessig å benytte kun hvis en kan vise at den beskriver forholdet vi undersøker bedre enn AR modellen. I litteraturen der MS-AR modellen blir benyttet er likelihood ratio-testen (LR-test) blitt en standarden for å undersøke om variabler og modeller blir bedre beskrevet av en MS-spesifikasjon. Test-statistikken er gitt ved to ganger absoluttverdien av differansen mellom log-likelihoodverdiene til MS-modellen og dens alternativ. Formelt:

$$LR = 2 * | \ln L_{MS-AR} - \ln L_{AR} |$$

En av utfordringene med vår modellspesifikasjon er at det eksisterer såkalte «plage»(nuisance)-parametere under nullhypotesen, og at dette gjør tradisjonelle asymptotiske χ^2 -tester invalide (se f.eks. Qu & Zhuo (2021)). Av den grunn benytter vi de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Robert B. Davies (1987)¹⁰. Nullhypotesen til testen er ingen regime-skift – altså at en MS-spesifikasjon ikke beskriver dataen bedre enn en lineær AR-modell. Vi gjennomfører denne testen for valutaavkastning, aksjeavkastning og oljeavkastning i hvert land, med AR(p) mot MS-AR(p) der lagg-lengde, p , er bestemt basert på SBIC for å unngå overspesifisering. Test-statistikkene er presentert i tabellen under. e , r , og op er henholdsvis valuta-, aksje- og oljeavkastning.

¹⁰ Dette gjøres av data i OxMetrics8.

Tabell 3.8.1: Testresultat – Log-Ratio-test for linearitet/flere regimer - enkeltvariabler

LR-test - enkeltvariabler					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
e	154.22*	234.02*	198.78*	200.63*	151.32*
r	460.18*	312.14*	493.74*	171.28*	333.82*
op	371.95*	329.91*	378.04*	389.52*	376.34*
(*) indikerer signifikans					

Hver for seg viser variablene sterke tegn til at de beskrives bedre med to regimer via en MS-AR(DL)-spesifikasjon enn ved en lineær AR-spesifikasjon (ett regime). Vi gjennomfører samme test for de komplette modellene der valutaavkastning er avhengig variabel med aksjeavkastning (og oljeavkastning) er forklarende variabler. I tabellen under er teststatistikkene for MS-AR(DL) modellene med og uten olje som kontrollvariabel.

Figur 3.8.2: Testresultat – Log-Ratio-test for linearitet/flere regimer – MS-AR(DL) modeller

LR-test (uten olje) – MS-AR(DL)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
LR-stat	144.57*	203.33*	208.88*	237.91*	156.68*
(*) indikerer signifikans					

LR-test (med olje) – MS-AR(DL)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
LR-stat	118.19*	194.52*	213.72*	260.34*	150.33*
(*) indikerer signifikans					

Også for de komplette modellene finner vi utelukkende sterke tegn til at den ikke-lineære Markov-Switching spesifikasjonen forklarer dynamikken mellom variablene bedre enn en lineær AR(DL) modell.

4 Innledende analyse

Den mest grunnleggende analysen vi kan gjøre av en variabel er å se på dens deskriptive statistikk. For alle variablene ble dette gjort i oppgavens introdel. Den mest sentrale hensikten bak vår analyse er å undersøke om det er fordelaktig å investere i utenlandske aksjer med norske kroner. For å få et enkelt statistisk innblikk i dette spørsmålet kan vi se på den deskriptive statistikken til aksjeavkastningene i vårt datasett, og sammenligne avkastningene målt i lokal valuta med avkastning på samme aksjeindeks målt i norske kroner. I tabellene under har vi produsert gjennomsnitt og standard avvik for aksjeavkastningene i hvert land. For alle land har vi avkastning for hele dataserien i lokal valuta og i norske kroner, i tillegg til at vi sammenligner strengt negative og positive avkastninger i begge valuta. For å måle avkastninger i NOK har vi multiplisert alle observasjonene for aksjeindeksenes verdi i lokal valuta med den direkte kronekursen (antall NOK for hver enhet utenlandsk valuta) mot den relevante valuta. Med det får vi ved hver observasjon av aksjeindeksene indeksenens verdi målt i NOK ved det observasjonstidspunktet basert på den aktuelle vekslingskursen. Deretter estimerer vi gjennomsnittlig ukentlig avkastning i NOK ved å beregne den logaritmiske avkastning på indeksen målt i NOK. Et viktig poeng her er at for å sammenligne strengt negative/positive avkastninger baserer vi målene for begge valuta på den lokale valutaens avkastnings fortegn. Dette betyr at for negativ avkastning målt i NOK, er den deskriptive statistikken produsert basert på observasjoner med betingelsen at avkastning målt i lokal valuta er negativ. Ettersom aksjeindeksene får sin verdi notert i lokal valuta, er gir denne metoden det mest realistiske sammenligningsgrunnlaget. Tabellene tar utgangspunkt i samme ukentlige gjennomsnitt som resten av oppgavens analyse.

Figur 4.1: Deskriptiv statistikk for aksjeavkastninger, alle land

USA - DWCF	Gj.snitt %	Std.av.	Skjevhet	Kurtose
Avkast. NOK	0.166	2.013	-0.537	6.060
Avkast. USD	0.153	1.952	-1.288	10.593
Neg. avkast. NOK	-1.257	1.882	-1.103	6.714
Neg. avkast. USD	-1.535	1.698	-3.257	19.764
Pos. avkast. NOK	1.137	1.442	0.984	5.864
Pos. avkast. USD	1.305	1.082	1.912	8.756

Japan - N225	Gj.snitt %	Std.av.	Skjevhet	Kurtose
Avkast. NOK	0.062	2.423	-0.004	4.830
Avkast. JPY	0.036	2.529	-0.529	6.438
Neg. avkast. NOK	-1.526	1.992	-0.641	4.920
Neg. avkast. JPY	-1.980	1.862	-2.483	14.762
Pos. avkast. NOK	1.457	1.840	1.219	6.341
Pos. avkast. JPY	1.806	1.503	1.788	8.074

Europa - SX5E	Gj.snitt %	Std.av.	Skjevhet	Kurtose
Avkast. NOK	0.014	2.377	-0.469	6.226
Avkast. EUR	-0.0002	2.521	-0.811	7.847
Neg. avkast. NOK	-1.787	1.942	-1.733	8.112
Neg. avkast. EUR	-2.008	2.056	-2.580	14.051
Pos. avkast. NOK	1.465	1.562	1.653	8.856
Pos. avkast. EUR	1.617	1.487	2.021	9.374

UK - FTSE250	Gj.snitt %	Std.av.	Skjevhet	Kurtose
Avkast. NOK	0.139	2.084	-1.170	10.686
Avkast. GBP	0.133	2.002	-1.551	15.753
Neg. avkast. NOK	-1.345	1.988	-2.421	15.764
Neg. avkast. GBP	-1.518	1.777	-4.088	33.775
Pos. avkast. NOK	1.192	1.395	1.057	6.106
Pos. avkast. GBP	1.305	1.141	2.062	10.576

Sverige - OMXS30	Gj.snitt %	Std.av.	Skjevhet	Kurtose
Avkast. NOK	0.164	3.389	-0.156	22.225
Avkast. SEK	0.160	3.269	0.221	25.293
Neg. avkast. NOK	-2.182	2.894	-4.290	30.860
Neg. avkast. SEK	-2.153	2.807	-4.734	34.713
Pos. avkast. NOK	1.959	2.537	5.100	43.676
Pos. avkast. SEK	1.930	2.369	6.190	57.198

Dersom hypotesen som denne oppgaven bygges på holder, vil vi forvente å se at når utenlandske aksjeindekser faller, faller de mindre målt i NOK enn målt i lokal valuta. Fra tabellene ovenfor ser vi at denne forventningen blir innfridd for alle land analysert utenom Sverige. Et naturlig spørsmål blir da om denne effekten også kan observeres når aksjeindeksene stiger. Vil dem stige mindre målt i NOK? Basert på tabellene ovenfor kan også dette se ut til å være tilfellet i alle land bortsett fra Sverige. Det er også naturlig å undersøke fordelingene til avkastningene. Dette kan gjøres ved å sammenligne skjevheten og kurtose for avkastningene i NOK og i lokal valuta. Kurtose forteller oss noe om hvor «fete» haler fordelingene har sammenlignet med en

normalfordeling. Fra tabellen ovenfor finner vi at avkastningene målt i NOK, for alle land, har lavere kurtoseverdi enn avkastning målt i lokal valuta. Dette indikerer at avkastningen i NOK har tynnere haler, og derav lavere sannsynlighet for ekstreme verdier. Denne lavere kurtoseverdien for NOK-avkastninger er til å forvente dersom hypotesen vår holder. Et annet innblikk i fordelingene til avkastningene får vi ved å sammenligne skjevhet. Også for skjevhet observerer vi lavere verdier for avkastning målt i NOK enn for avkastning målt i lokal valuta, for alle land. Alle avkastninger bortsett fra Sveriges målt i SEK har negativ skjevhet, noe som indikerer at de har gjennomsnitt lavere enn medianen, og at fordelingene sammenlignet med normalfordelingen «lener» seg mot høyre og at venstre hale er lengre og fetere enn høyre hale. At avkastninger målt i NOK har lavere skjevhet indikerer til støtte for hypotesen at avkastningenes fordelinger er mer symmetriske rundt en normalfordeling, og at de i mindre grad har lange og fete haler mot negativ avkastning sammenlignet med avkastninger målt i lokal valuta.

I tillegg til å studere avkastningenes deskriptive statistikk kan vi undersøke de «rene» korrelasjonene mellom variablene i hvert land. Under ser vi en korrelasjonsmatrise for hvert land.

Figur 4.2: Korrelasjonsmatrise, alle variabler

USA				Europa			
	e	r	op		e	r	op
e	1			e	1		
r	-0.281***	1		r	-0.334***	1	
op	-0.331***	0.284***	1	op	-0.395***	0.295***	1

Storbritannia				Japan			
	e	r	op		e	r	op
e	1			e	1		
r	-0.185***	1		r	-0.375***	1	
op	-0.212***	0.297***	1	op	-0.315***	0.248***	1

Sverige			
	e	r	op
e	1		
r	0.024	1	
op	-0.182***	0.148***	1

***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%

For alle land i analysen bortsett fra Sverige, indikerer korrelasjonene et negativt og statistisk stabilt forhold mellom valutaavkastning og aksjeavkastning. Men, vi presiserer at den deskriptive statistikken som er vist i tabellene ovenfor sier minimalt om forholdet mellom

valutakurs og aksjemarkeder, og at vi må gjøre mer grundigere og statistisk valide analyser for å undersøke dynamikken mellom variablene.

5 Hovedanalyse

For å analysere forholdet mellom utenlandske aksjemarkeder og den norske kroners verdi mot aksjemarkedenes lokale valuta, skal vi gjennomføre en regresjonsanalyse med Markov-Switching modeller i tre steg; først benytter vi en MS-AR(DL)¹¹-modell for alle land, hvor eneste variabler inkludert i modellen er valutakurs, aksjeindeks og eventuelt deres laggede verdier. Dette er den mest hyppige brukte fremgangsmåten innen litteraturen der en sammenlignbar problemstilling undersøkes ved hjelp av MS modeller. I steg to skal vi utvide modellen ved å inkludere olje som en kontrollvariabel for å se om oljens potensielle effekt på kronekursen kan ha en effekt på forholdet mellom kronekursen og de utenlandske aksjeindeksene. I tredje steg skal vi ta utgangspunkt i modellen fra steg to, men implementere en alternativ spesifisering for modelleringen av volatiliteten (varians) ved hjelp av GARCH. Vi presenterer og diskuterer hvert stegs resultater for seg selv, og avslutter ved å sammenligne resultatene på tvers av modellene, i tillegg til å diskutere de samlede resultatene.

Analysen tar utgangspunkt i følgende MS-AR(DL)-spesifisering:

$$e_t = \mu_1(s_t) + \sum_{k=1}^l \alpha_j(s_t) e_{t-k} + \sum_{k=0}^p \beta_j(s_t) r_{t-k} + \sum_{k=0}^q c_j(s_t) op_{t-k} + v(s_t) \varepsilon_{e,t} \quad , s_t = 1,2$$

Der

μ_{s_t} : regimeavhengig konstant

$\alpha_j(s_t)$: regimeavhengig koeffisient for e_{t-k} , valutaavkastning

$\beta_j(s_t)$: regimeavhengig koeffisient for r_{t-k} , aksjeavkastning

$c_j(s_t)$: regimeavhengig koeffisient for op_{t-k} , oljeavkastning

ε_s : normal feilledd med gjennomsnitt lik 0 og regime-avhengig varians σ_s^2

¹¹ Markov-Switching AutoRegressive (Distribudet Lag). Basert på den optimale lag-strukturen til hvert land vi undersøker varierer det om vi inkluderer laggede verdier av forklaringsvariabler, og derav om modellen teknisk sett kan kalles en ARDL-modell og ikke kun en AR-modell.

s_t : indikerer regimetilstand. Vi definerer regime 1 som lav-volatilitetsregime, og regime 2 som høy-volatilitetsregime.

j : indikerer om regimeavhengige variabler/koeffisienter er i regime 1 eller 2 avhengig av tilstandsvariabelen, s_t .

5.1 MS-AR(DL) uten olje

Resultattabellene til regresjonsanalysene vil følge oppsettet som vist i figur 5.1.1. Det som blir presentert er test-statistikken fra LR-test om ikke-linearitet¹², de estimerte koeffisientene til variablene i regresjonsligningene samt deres statistiske signifikans og standardavvik. Det presenteres også verdier relevant for MS-modellen, slik som estimert volatilitet i regimene (σ_i), beregnet gjennomsnittlig varighet av hvert regime (d_i), og sannsynlighetene for å bevege seg mellom regimene (p_{ij}). For de estimerte koeffisientene til forklaringsvariablene benytter resultattabellen de tilhørende variablene, og ikke koeffisientsymbolene.

For alle land analysert i modellen uten olje avviser vi nullhypotesen om ingen regimeskifting ved LR-testen for linearitet. Vi definerer regime 1 som lav-volatilitetsregimet (LV-regimet), og regime 2 som høy-volatilitetsregimet (HV-regimet). I LV-regimet finner vi at for alle land er forholdet mellom aksjemarkedene og valutakursene statistisk signifikante, og negativt for Europa, Storbritannia og Japan ved 1% signifikansnivå. For Sverige og USA er forholdet positivt, men av svakere statistisk signifikans ved henholdsvis 10% og 5% signifikansnivå. Forholdet er estimert til å være klart størst mellom den Japanske aksjeindeksen og kronekursen mot Japanske yen. I HV-regimet er forholdet negativt og større i verdi for USA og Europa sammenlignet med i LV-regimet, men er lite og ikke-signifikant for Storbritannia, Japan og Sverige. For alle land utenom USA er den forventede varigheten av LV-regimet lengre enn HV-regimet, og er indikert til å være mer vedvarende som gitt av regime-sannsynlighetene.

¹² Nullhypotesen er ett regime, mot alternativhypotesen om flere regimer.

Figur 5.1.1: Resultater – MS-AR(DL) uten olje

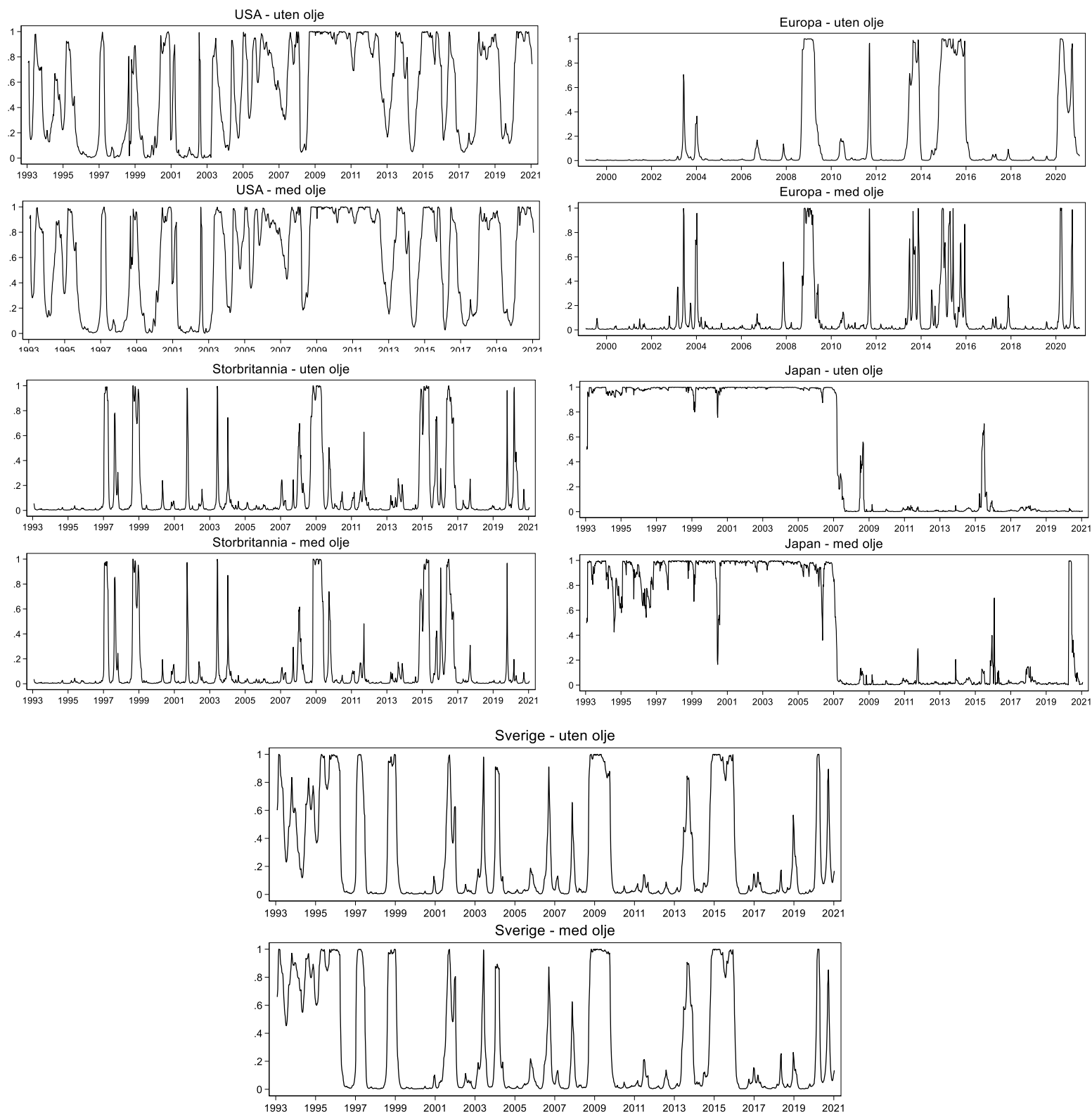
LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	144.57*	203.33*	208.88*	237.91*	156.68*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.254*** (0.044)	0.218*** (0.031)	0.273*** (0.030)	0.167*** (0.036)	0.260*** (0.035)
e_{t-2}			-0.047 (0.029)		-0.086* (0.034)
r_t	0.114** (0.036)	-0.077*** (0.010)	-0.104*** (0.015)	-0.431*** (0.018)	0.015* (0.007)
r_{t-1}				0.067** (0.024)	
μ_1	-0.062 (0.045)	-0.021 (0.021)	0.017 (0.025)	0.074 (0.047)	-0.027 (0.020)
d_1	22.588 (7.247)	102.881 (56.505)	55.003 (23.134)	1371.889 (1703.75)	48.405 (16.071)
σ_1	0.915	0.618	0.811	1.262	0.606
p_{11}	0.956	0.990	0.982	0.999	0.979
p_{12}	0.044	0.010	0.018	0.001	0.021
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.137*** (0.034)	0.227** (0.070)	0.115 (0.085)	0.259*** (0.036)	0.243*** (0.053)
e_{t-2}			-0.218* (0.085)		-0.119* (0.054)
r_t	-0.337*** (0.028)	-0.188*** (0.030)	-0.056 (0.046)	0.015 (0.021)	-0.011 (0.020)
r_{t-1}				0.023 (0.021)	
μ_2	0.101 (0.052)	0.181 (0.117)	0.043 (0.158)	-0.001 (0.050)	0.090 (0.064)
d_2	26.362 (8.744)	16.774 (9.917)	8.089 (2.731)	1364.751 (1697.13)	17.775 (6.069)
σ_2	1.301	1.345	1.833	1.334	1.145
p_{21}	0.038	0.060	0.124	0.001	0.056
p_{22}	0.962	0.940	0.876	0.999	0.944
Std.avvik i parentes ***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%. For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8					

Figur 5.1.2 (under) viser modellenes estimerte sannsynligheter for å være i høy-volatilitetsregimet. Når linjen er nært 1, identifiserer modellen det som at markedene er i HV-regimet. Når sannsynligheten er nært null, identifiserer modellen LV-regimet.¹³ Det er store

¹³ I visualiseringen benyttes «smoothed» sannsynligheter etter en smoothing-algoritme implementert via Stata som tar utgangspunkt i Kim (1994).

forskjeller på landene, men vi ser noen fellesnevner; tidsperiodene rundt dot-com-boblen (ca. 2000), finansikrisen (ca.2007-09), oljeprisetallet (ca. 2014-15) og COVID-19 utbruddet (tidlig 2020).

Figur 5.1.2: Regimesannsynligheter – MS-AR(DL)



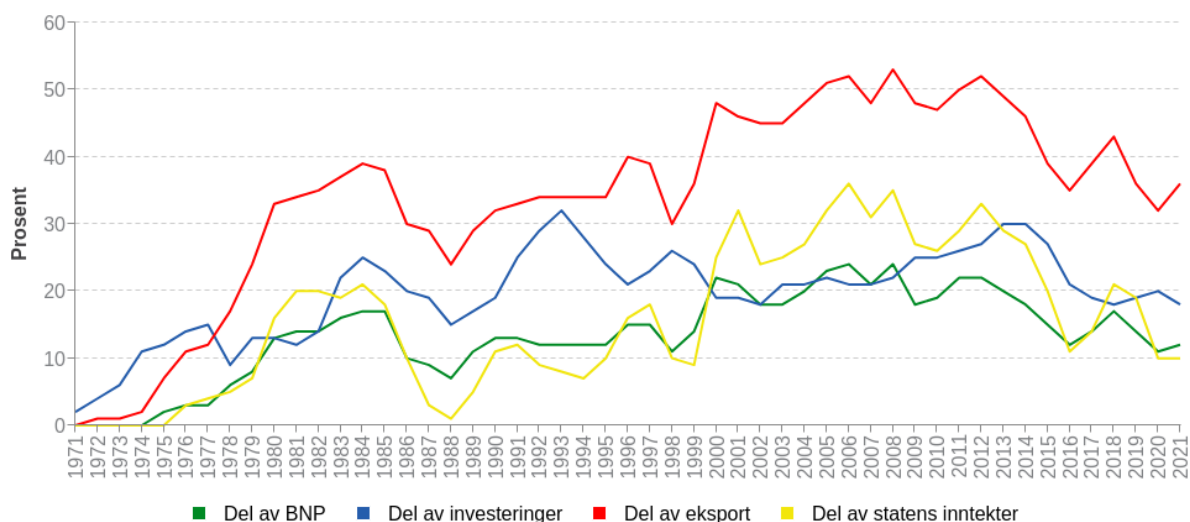
5.2 Oljeprisen og kronekursen

Oljepris blir av media og på folkemunn ofte nevnt i samme setning som kronekursen, dette til en så stor grad at det nesten kan virke som at det er tatt for gitt at oljeprisen påvirker kronekursen. I virkeligheten er resultater fra empiriske studier blandede. At oljeprisen har en innvirkning på den norske kronens verdi har et teoretisk godt grunnlag, men et grunnlag som blir noe utfordret i praksis. Teoretisk vil en økt oljepris kunne føre til appresiering av realvalutakursen dersom det skjer en reallokering av ressurser fra konkurranseutsatt sektor til skjermet sektor. Reallokeringen kan finne sted dersom økt oljepris øker import av varer fra utlandet, noe som kan negativt påvirke konkurranseutsatt sektor. I praksis blir dette blant annet utfordret av handlingsregelen til Norge, ettersom denne kan fungere som en «flaskehals» for oljeinntekter og dermed redusere appresieringspresset (Flatner et al., 2010). Norges Bank iverksetter også tiltak som kan redusere innflytelsen oljeprisen har på den norske kronens verdi på lengre sikt.

Bernhardsen & Røisland (2000) påpeker at oljeprisens påvirkning av kronekursen trolig vil avhenge av hvor avhengig innenlandsøkonomien er av oljesektoren – mer spesifikt hvor mye innenlandsøkonomiens aktivitetsnivå er avhengig av petroleumsinntektene. Bernhardsen og Røisland (2000) nevner også at økonomisk teori tilsier at økt oljepris kan forbedre et oljeeksporterende lands bytteforhold ovenfor utlandet, og med det styrke valutakursen. Det kan også tenkes at for et oljeeksporterende land som Norge, vil en økning i oljeprisen føre til en økning av etterspørselen etter norske kroner, og derav en appresiering.

På global skala er Norge et relativt lite land. Oppdagelsen av olje i 1969 hadde derfor store innvirkninger på hele den norske økonomien, og har vært en sentral og prominent komponent i Norges utvikling siden den tid. Ikke bare har det utviklet seg en betydelig industri knyttet til petroleumssektoren som har bidratt til å globalisere norsk økonomi, men statens inntekter har sett en kraftig utvikling på grunn av oljen. I tillegg har statens pensjonsfond utland (oljefondet) gitt en eventyrlig avkastning, med petroleumsinntekter som grunnlag.

Figur 5.2.1: Petroleumssektoren som andel av Norges økonomi



Fra tabellen (ovenfor) (NorskPetroleum, 2021) ser vi at petroleumssektoren som andel av landets eksport, BNP og statens inntekter hadde nådde en topp omtrentlig rundt den globale finanskrisen i 2007-09. Den synkende trenden som observeres etter dette vil kanskje fortsette – oljen er en naturressurs som finnes i begrensede mengder, og mange arbeider for å gjøre Norge mer uavhengig av oljen. Dette kan potensielt ha betydelige virkninger på den norske krone, og dynamikken mellom dens verdi og verdensøkonomien dersom petroleumssektoren er en av de faktorene som i størst grad knytter landet med den globale økonomien.

Som vi ser finnes det flere historiske og teoretiske grunner til at det bør eksistere et forhold mellom oljen og den norske krone. Men hva sier empirien?

5.3 Empiri: oljepris og valuta

Generelt har studier på forholdet mellom oljepris og valutakurs gitt blandede resultater og ofte tegn til et svakt forhold (se for eksempel Shazly (1989); De Grauwe (1996, s.146-149); Reboredo (2012); Uddin et al. (2013)). Denne trenden av å finne noe utydelige og svake resultater finner vi også i litteraturen på forholdet mellom den norske krone og oljeprisen.

Akram & Holter (1996) ser på dollarkursens effekt på oljeprisen. De finner et likevektsforhold mellom valutakursen og oljeprisen, og forklarer at dynamikken kjennetegnes ved at dersom det skjer et fall i oljeprisen, målt i USD, må en ny, høyere likevektspris målt i USD dannes for å opprettholde balanse, og at den opprinnelige nedgangen målt i lokal valuta vil motvirkes av et generelt fall i dollarkursen. Akram (2000) finner et negativt forhold mellom oljeprisen og den norske kronens nominelle verdi (økt (reduert) oljepris gir appresiering (depresiering) av

kronen), og at styrken av dette forholdet avhenger av hvor oljeprisen ligger. Akram fant spesifikt at forholdets styrke var avhengig av oljeprisen lå over, i eller under intervallet 14-20 USD. Forholdet er på sitt sterkeste når oljeprisen er under dette intervallet, og synkende. Denne type forhold finnes og diskuteres også i Akram (2004). Yip (2011) tar utgangspunkt i arbeidet til Akram (2004) og konkluderer med at det er et kortsiktig forhold mellom oljeprisen og kronekursen, men at forholdet på lang sikt ikke er signifikant. Bjørkvik et al. (1998) finner en svak sammenheng mellom verdensprisen på råolje og kursen til den norske krone. De forklarer at på det på kort sikt ser ut til å være et forhold mellom de to variablene, men at effekten svingninger i oljeprisen har på kronekursen fra dag til dag til dels blir motvirket av intervensjoner fra Norges Bank, og at det dermed blir mindre tydelige tegn til et forhold når man ser på f.eks. månedlige gjennomsnitt. Leonhardsen & Iversen (2015) finner et signifikant, men svakt kortsiktig forhold mellom oljeprisen og kronekursen. Langsiktig konkluderer de med at forholdet er signifikant for kronekursen mot USD, men ikke mot EUR og GBP. Gacinovic (2019) finner at på lang sikt vil kronen svekke seg mot CAD, JPN og USD ved en økning i oljeprisen, men at forholdet når kursen mot JPN og USD kun var signifikant etter finanskrisen (2008). Saskia (2016) undersøker mulig ikke-linearitet i forholdet mellom kronen og oljepris, og finner at forholdet i noen perioder ikke er signifikant, mens det i andre perioder er svært signifikant. Videre finner Saskia at effekten av store endringer i oljeprisen på kronekursen er omtrent dobbelt så kraftig som ved små endringer. Habib & Kalamova (2007) undersøker effekten av endringer i oljeprisen på oljeeksporterende lands valutakursen, og finner ikke et signifikant forhold i Norges tilfelle.

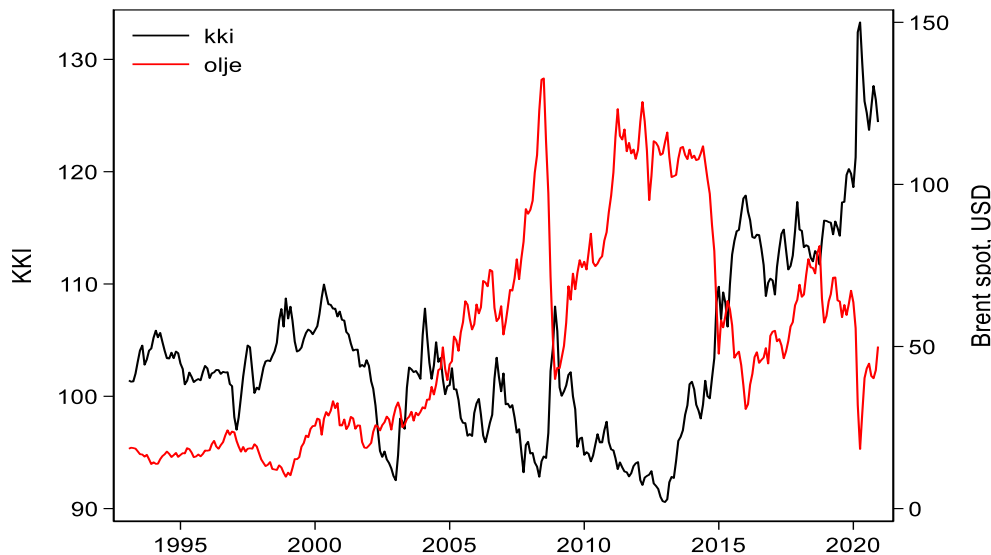
5.4 Oljeprisen i vår problemstilling

Et aspekt ved denne oppgavens problemstilling er å ta til betraktning at Norge er et «oljeland», og at dette potensielt kan være en del av forklaringen på den tilsynelatende koblingen mellom utenlandske aksjemarkeder og valutakursen til kronen. Med andre ord så kan det være slik at oljeprisen er en del av mekanismen som kobler de to markedene sammen, og som fører bevegelser fra det ene over til det andre.

For å måle hvorvidt den norske kronens verdi har endret seg, kan det å se på parvise valutakursen slik som USD/NOK, eller JPY/NOK vær misvisende. En slik kurs kan teoretisk sett endre seg på grunn av en endring i den utenlandske valutaens verdi. Dette er grunnet til at noen empiriske studier som benytter slike valutakursen også inkluderer valutakursen for den utenlandske valutaen mot en annen stor valuta som kontrollvariabel. For å få et bedre inntrykk av om den norske kronen har opplevd en systematisk eller generell endring i verdi, kan en benytte Norges

Banks konkurransekursindeks. Dette er en vektet valutakurs for kronens verdi mot Norges 25 viktigste handelspartnere. Som gitt av navnet, vil denne indeksen fortelle hvorvidt konkurransekraften til den norske krone styrkes eller svekkes på et mer overordnet nivå, og ikke kun relativt til en enkelt utenlandsk valuta.¹⁴

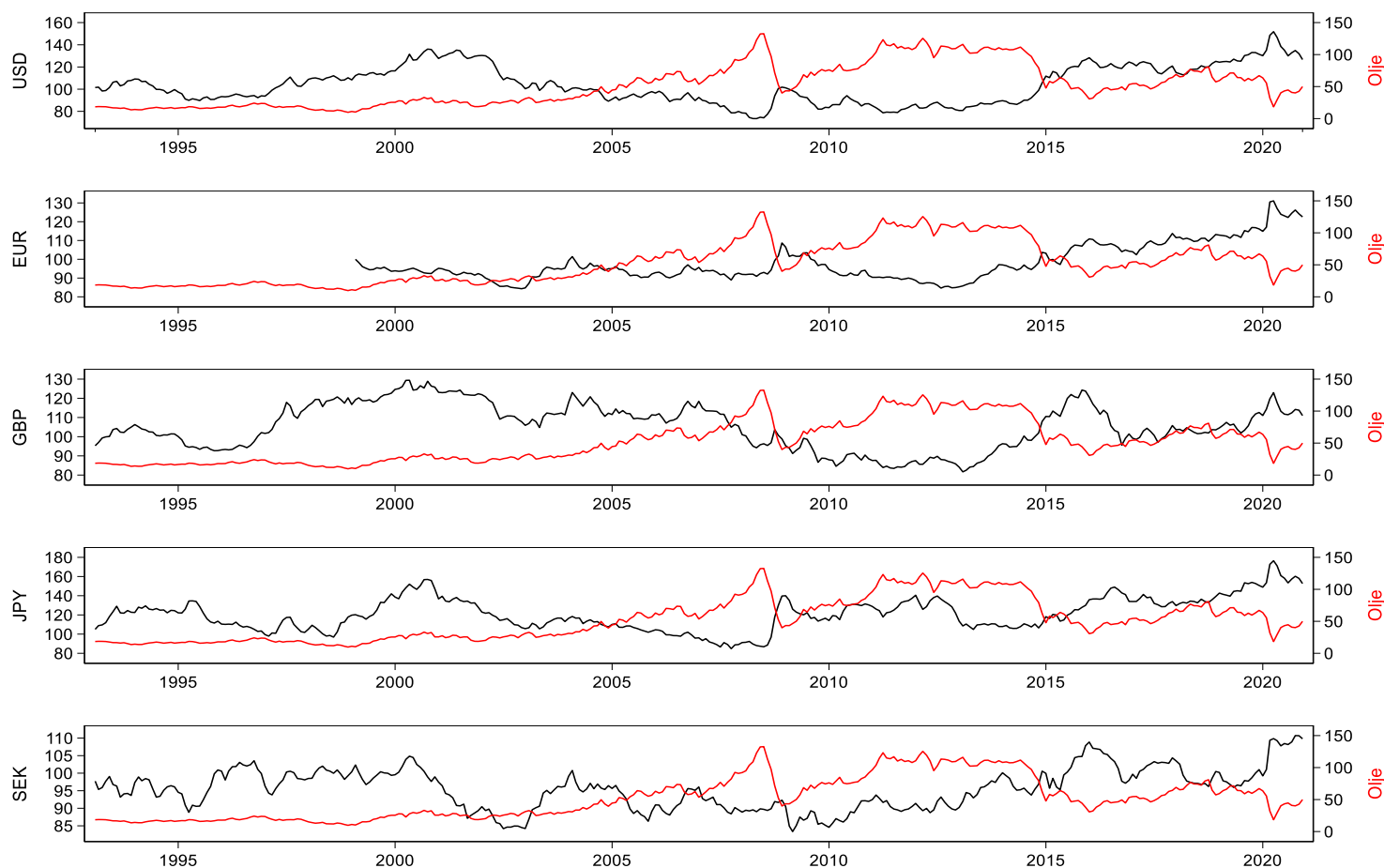
Figur 5.4.1: Konkurransekursindeksen (KKI) og oljeprisen



Fra figur 5.4.1 ovenfor ser det ut til å være et negativt forhold mellom oljeprisen og konkurransekursindeksen, mest tydelig etter ca. 2005 – når oljeprisen stiger (faller), synker (øker) konkurransekursindeksen. En økning i konkurransekursindeksen tilsier en depresiering av kronen. Det er dette forholdet mange anekdotisk virker til å ta som gitt. Vi ser at dette forholdet er mindre tydelig før 2005. Det vi ikke kan tyde fra denne grafen er hvilke endringer som finner sted først, altså om en oljeprisendring er fulgt av en endring i kki, eller motsatt. For å finne ut av dette må vi referere til empiriske studier på denne dynamikken. I figur 5.4.2 (under) ser vi visuelle tegn til samme forhold mellom oljeprisen og kronekursen mot US dollar, euro, britiske pund, japanske yen og den svenske krona. Også her ser vi at forholdet er mindre tydelig før 2005.

¹⁴ Oppgavens analyse inkluderer ikke KKI på grunn av utfordringer med å finne daglig/ukentlig data på globale aksjeindekser for en tidsperiode av betydelig lengde.

Figur 5.4.2: Oljepris og kronekursen mot utenlandske valutaer – valutakurs på indeksform (basisår er første år)



Vi skal utvide vår analyse ved å implementere oljeprisen som en kontrollvariabel. Intuisjonen er at et tilsynelatende signifikant forhold mellom kronekursen og utenlandske aksjeindekser kan være delvis, og potensielt helt, forklart av at endringer i oljeprisen skaper endringer i kronekursen, men at denne tilsynelatende statistiske forklaringskraften blir «overlatt» til variabelen som representerer aksjeindekser når modellen ikke kontrollerer for oljepris. Det er godt kjent at tilnærmet alle valutaer til ulike grader blir utsatt for spekulativt press av markedsaktører, og dermed at deler av endringer i valutakurser skyldes ikke-systematiske endringer. Det samme kan utvilsomt sies om oljen. Selv om det er en råvare som i høy grad har sin pris bestemt av balansen mellom forbrukeres etterspørsel og produsenters tilbud, vil spekulative krefter også påvirke oljeprisen. Endringer i utsikten til finansmarkeder skaper aktivitet blant markedsaktører fordi en endring i risiko (usikkerhet og volatilitet) fører til endringer i investeringsporteføljer der aktiva med høy eller lav tilhørende risiko byttes for helt eller delvis til fordel for aktiva med det motsatte, derav påvirker etterspørselen etter, og tilbudet av, diverse aktiva, inkludert valuta og råvarer, og til slutt deres priser. På grunn av disse godt

kjente mekanismene vil det være naturlig å anta at det er en sammenheng mellom valutaer, finansmarkeder/aksjemarkeder og oljeprisen. At oljeprisen sannsynligvis påvirker den norske kronen betyr ikke nødvendigvis at dette er den beste variabelen for å måle oljens potensielle effekt i mekanismen mellom globale aksjemarkeder og kronekursen, ettersom oljen har en relativt volatil pris. Det kan derfor tenkes at olje-relaterte endringer med lavere frekvens, og på en lengre tidshorison der variabelen heller gir et inntrykk av oljens «størrelse» i den norske økonomi. En slik variabel kan for eksempel være Norges oljeinvesteringer eller eksport som andel av BNP. Utfordringen ved å benytte slike nøkkeltall er at data kun er tilgjengelig på relativt lav frekvens, slik som kvartalsvis. Når en analyserer finansielle variabler slik som aksje- og valutapriser/avkastninger der det er betydelige bevegelser på kortere sikt kan benyttelsen av lav-frekvens-data i verste fall føre til at en «går glipp av» viktig informasjon i variabelverdiene. Jeg velger av den grunn å benytte oljeprisen/avkastning som oljevariabel i denne oppgaven slik at analysen i hovedsak kan bruke data med ukentlig frekvens.

5.5 MS-AR(DL) med olje

Også når vi inkluderer oljen som kontrollvariabel avviser vi klart nullhypotesen om ingen regimeskifting. I LV-regimet har oljen en signifikant forklaringskraft i alle land analysert, og forholdet mellom oljeavkastning og valuta er utelukkende negativt, og størst for Japan. Inklusjonen av oljen har liten effekt på det estimerte forholdet mellom aksjemarkedene og kronekursen. For alle land er fortegnet på forholdet uendret i LV-regimet. I tillegg har inklusjonen av olje ingen effekt på den estimerte signifikansen av forholdet mellom aksje- og valutamarkedene, men størrelsene på forholdet ble noe redusert for alle land. For Japan var endringen i størrelsen mest merkbar. I HV-regimet er oljen kun statistisk signifikant for USA, Europa og Sverige. Her er forholdet mellom oljen og valuta fortsatt negativ, men større. I HV-regimet ser vi at inklusjonen av olje hadde mer tydelige effekter på forholdet mellom aksje- og valutamarkedet. For USA er signifikans og fortegn uendret, men størrelsen er betydelig lavere i modellen med olje. For Europa er forholdet nå estimert til å ikke ha noen statistisk signifikans. For Storbritannia, Japan og Sverige er forholdet fortsatt estimert til å være ikke-signifikant i HV-regimet. Med oljen inkludert er det fortsatt slik at for alle land utenom USA har LV-regimet lengre forventet varighet og er med vedvarende enn HV-regimet.

Figur 5.5.1: Resultater – MS-AR(DL) med olje

LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	118.19*	194.52*	213.72*	260.34*	150.33*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.239*** (0.047)	0.179*** (0.029)	0.255*** (0.029)	0.126*** (0.034)	0.259*** (0.034)
e_{t-2}		-0.089** (0.028)	-0.056 (0.029)		-0.085* (0.034)
r_t	0.113*** (0.034)	-0.069*** (0.009)	-0.100*** (0.013)	-0.354*** (0.018)	0.014* (0.007)
r_{t-1}				0.069** (0.022)	
op_t	-0.040*** (0.011)	-0.047*** (0.005)	-0.039*** (0.006)	-0.120*** (0.011)	-0.027*** (0.005)
μ_1	-0.037 (0.045)	-0.011 (0.020)	0.032 (0.024)	0.068 (0.043)	-0.015 (0.020)
d_1	22.149 (6.770)	44.355 (17.350)	58.249 (23.288)	424.749 (331.080)	50.665 (18.036)
σ_1	0.851	0.589	0.810	1.152	0.589
p_{11}	0.955	0.977	0.983	0.998	0.980
p_{12}	0.045	0.023	0.017	0.002	0.020
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.114*** (0.032)	0.239* (0.103)	0.095 (0.093)	0.260*** (0.036)	0.230*** (0.050)
e_{t-2}		-0.156 (0.119)	-0.239** (0.090)		-0.127* (0.051)
r_t	-0.244*** (0.032)	-0.092 (0.055)	0.087 (0.067)	0.017 (0.021)	0.014 (0.019)
r_{t-1}				0.021 (0.021)	
op_t	-0.076*** (0.011)	-0.065* (0.028)	-0.031 (0.033)	-0.011 (0.011)	-0.037*** (0.011)
μ_2	0.070 (0.049)	0.294 (0.177)	-0.118 (0.172)	-0.003 (0.050)	0.048 (0.058)
d_2	32.196 (12.316)	4.447 (1.778)	7.452 (2.546)	419.186 (330.157)	21.390 (7.850)
σ_2	1.276	1.552	1.807	1.339	1.099
p_{21}	0.031	0.225	0.134	0.003	0.047
p_{22}	0.969	0.775	0.866	0.997	0.953
Std.avvik i parentes					
***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%.					
For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8					

Figur 5.5.2: Testresultater – seriekorrelasjon og ARCH-effekter, MS-AR(DL)

Uten olje - Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	19.282 (0.737)	33.104 (0.102)	29.727 (0.194)	34.671 (0.0734)	25.155 (0.397)
Q²	128.237 (0.000)	382.113 (0.000)	148.491 (0.000)	235.721 (0.000)	222.718 (0.000)

Med olje - Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	26.245 (0.341)	35.099 (0.067)	26.710 (0.318)	36.639 (0.048)	26.285 (0.339)
Q²	93.888 (0.000)	284.432 (0.000)	170.089 (0.000)	162.342 (0.000)	194.331 (0.000)

For MS-AR(DL) modellene uten og med olje tester vi for seriekorrelasjon av først og andre orden for å undersøke om modellene på tilstrekkelig vis forklarer dynamikken til variablene. Det er hovedsakelig to egenskaper vi er interesserte i å teste for; seriekorrelasjon og ARCH-effekter. Vi tester for begge ved hjelp av to varianter av samme test – Ljung-Box-testen (Ljung & Box, 1978). I tabellene ovenfor er test-statistikkene presentert med p-verdier i parentes. Nullhypotesen for Q -testen er «ingen seriekorrelasjon», mens den for Q^2 -testen kan tolkes som «ingen ARCH-effekter». Dette impliserer at det er ønskelig med p-verdier større enn de typiske signifikansnivåene. I modellen uten olje viser Q -testen tegn til at det ikke finnes betydelig seriekorrelasjon i residualene til landene analysert. Vi legger merke til at for Japan indikerer p-verdien at man kan forkaste null-hypotesen om ingen seriekorrelasjon ved 10% signifikansnivå, og dermed at det er svakere tegn til ingen seriekorrelasjon her enn for de andre landene. Q^2 -testen indikerer utelukkende at det eksisterer ARCH-effekter i modellen uten olje for alle land. Dette kan bety at volatilitetsgruppering ikke blir modellert tilstrekkelig godt, og at dette kan påvirke resultatene. I modellen der olje er inkludert viser Q -testen nå en lavere p-verdi for Europa og Japan, og dermed noe sterkere tegn til seriekorrelasjon. For USA, Storbritannia og Sverige er det fortsatt ingen tegn til seriekorrelasjon. Slik som for modellen uten olje er det fortsatt sterke tegn til ARCH-effekter for alle land analysert.

5.6 MS-GARCH

Ettersom modellen både uten og med olje viser sterke tegn til ARCH-effekter i residualene utvider vi analysen ved å spesifisere en alternativ modellering av volatiliteten. I de to første modellene antok vi i at feilleddene var normalfordelte med forventning null og konstant varians (konstant innen hvert regime). I denne modellen antar vi heller at variansen varierer med tid. Ved å benytte GARCH spesifikasjonen vil vi kunne kontrollere for en andreordens seriekorrelasjon i residualene og volatiliteten. Én motivasjon for å integrere GARCH modellering av volatilitet i vår modell er datafrekvensen vi benytter. Guidolin (2011) gjør et sammendrag av MS-modeller innen empirisk finans og diskuterer blant annet bruken og nytten av ARCH/GARCH spesifikasjoner innen MS modeller. Et av funnene i sammendraget er at studier der høy datafrekvens (ukentlig eller høyere frekvens) i de aller fleste tilfeller finner behov for å implementere GARCH i deres modell, og at dette behovet oppstår på grunn av tydelige tegn til ARCH-effekter i forbindelse med volatilitetsgruppering.

Denne siste utvidelsen av modellen vår tar utgangspunkt i MS-AR(DL) modellen, men antar som sagt en GARCH spesifikasjon av volatiliteten. Vi presenterer nå resultatene og sammenligner dem med MS-AR(DL)-resultatene.

Figur 5.6.1: Resultater – MS-GARCH med olje

LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	205.21*	221.42*	264.11*	388.23*	202.44*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.148*** (0.032)	0.363*** (0.084)	0.224*** (0.026)	0.174*** (0.036)	0.204*** (0.052)
e_{t-2}		-0.181** (0.090)	-0.059** (0.026)		-0.149*** (0.055)
r_t	-0.256*** (0.024)	-0.059** (0.028)	-0.090*** (0.013)	-0.366*** (0.018)	-0.071*** (0.019)
r_{t-1}				0.091*** (0.023)	
op_t	-0.099*** (0.011)	-0.063*** (0.013)	-0.040*** (0.005)	-0.103*** (0.010)	-0.065*** (0.008)
μ_1	0.073 (0.038)	0.174 (0.065)	0.018 (0.023)	0.059 (0.039)	0.073 (0.040)
d_1	391.00	1.32	65.91	244.33	21.26
σ_1	0.277	0.0002	0.182	0.203	0.001
p_{11}	0.998	0.413	0.961	0.997	0.931
p_{12}	0.002	0.587	0.039	0.003	0.069
α_1	0.095	0.220	0.049	0.048	0.076
β_1	0.846	0.878	0.893	0.914	0.917
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.174*** (0.040)	0.101*** (0.038)	0.182 (0.284)	0.247*** (0.038)	0.252*** (0.037)
e_{t-2}		-0.066** (0.032)	-1.030*** (0.375)		-0.078** (0.038)
r_t	0.060*** (0.022)	-0.069*** (0.014)	0.215 (0.142)	0.022 (0.020)	0.076*** (0.011)
r_{t-1}				0.012 (0.020)	
op_t	-0.024*** (0.009)	-0.043*** (0.005)	0.144* (0.085)	-0.019* (0.011)	-0.011 (0.007)
μ_2	0.005 (0.040)	-0.078 (0.034)	0.324 (0.370)	-0.051 (0.044)	-0.051 (0.028)
d_2	345.50	8.49	1.05	242.33	59.11
σ_2	0.301	0.427	1.125	0.275	0.224
p_{21}	0.001	0.281	0.91	0.005	0.034
p_{22}	0.99	0.719	0.090	0.995	0.966
α_2	0.093	0.018	0.000	0.113	0.113
β_2	0.831	0.253	0.651	0.848	0.782
Std.avvik i parentes ***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%. For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdien/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8					

Det første vi ser fra MS-GARCH modellen er at flere variabler nå er statistisk signifikante sammenlignet med ikke-GARCH modellene. For GARCH modellen *uten* olje i LV-regimet ser vi at for USA blir forholdet negativt, og øker betydelig i størrelse og signifikans. For Europa er forholdet fortsatt negativt, men øker i størrelse. For Storbritannia og Japan er fortegn og signifikans uendret, og størrelsene holder seg relativt stabile. For Sverige har signifikans og størrelse økt. I HV-regimet blir fortegn endret til positiv for USA, mens størrelse og signifikans synker. For Europa er fortegn og signifikans uendret, mens størrelsen er betydelig mindre i GARCH modellen. For Storbritannia er forholdet nå positivt, signifikant og betydelig større. For Japan er estimatet nesten uendret – fortsatt positivt, men ikke-signifikant. For Sverige er den estimerte koeffisienten til aksjeindeksen nå signifikant og større.

For GARCH modellen *med* olje ser vi at i LV-regimer at forholdet mellom aksjeindeks og valutakurs nå er negativt og signifikant for hvert land, mens dette var tilfellet kun for Europa, Storbritannia og Japan i AR(DL)-modellen. For Europa, Storbritannia og Japan er fortegn og signifikans uendret fra ikke-GARCH modellen, og størrelsene har sunket litt for Europa og Storbritannia, mens den har steget noe for Japan. For USA har fortegnet endret seg til å nå være negativt, og vi ser en størrelse nært det vi så i HV-regimet i AR(DL)-modellen. For Sverige har fortegn endret seg til negativt og økt i signifikans, men sunket i størrelse. Effekten av olje på valutakurs er fortsatt negativ og signifikant for alle land i LV-regimet, mens størrelsene har økt noe for USA, Europa og Sverige, og sunket litt for Storbritannia og Japan. I HV-regimet observerer vi også flere statistisk signifikante forhold mellom variablene. I AR(DL)-modellen hadde kun USA et signifikant forhold mellom aksjeindeks og valutakurs i HV-regimet. I GARCH modellen er dette forholdet signifikant for USA, Europa og Sverige. For USA har fortegn endret seg til positivt mens absoluttverdien har sunket betydelig. For Europa er forholdet fortsatt estimert negativt, men nå statistisk signifikant. For Storbritannia og Japan er det positivt, men ikke-signifikant. For Sverige er forholdet positivt og signifikant. I HV-regimet har også signifikansen av forholdet mellom oljen og valutakurs jevnt over økt. Her er forholdet estimert negativt for USA, Europa og Japan. Det forventede varigheten av LV-regimet er lengre enn for HV-regimet i alle land bortsett fra Europa.¹⁵

5.7 Diskusjon

Hensikten med å besvare problemstillingen til denne oppgaven er (hovedsakelig) å finne ut om det kan være fordelaktig å investere i utenlandske aksjer med norske kroner, hvor fordelaktig

¹⁵ Se appendiks for resultater for MS-GARCH uten olje.

impliserer redusert risiko. Hvis det skal være fordelaktig på dette vis, må det finnes et negativt forhold mellom verdien på utenlandske aksjeindekser målt i indeksens lokale valuta, og kronekursen mot den valutaen. Med andre ord må en endring i aksjeindeksens verdi målt i lokal valuta være større enn verdiendringen målt i norske kroner. I analysene som har blitt gjennomført i denne oppgaven finner vi statistiske sterke tegn til et slikt forhold. Men, dette forholdet er ikke like sterkt og tydelig for alle land eller under alle markedsforhold.

Figur 5.7: Oversikt - resultater

		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
U/olje	LV	SIG	JA	JA	JA	SIG
	HV	JA	JA	NEI	NEI	NEI
M/olje	LV	SIG	JA	JA	JA	SIG
	HV	JA	NEI	NEI	NEI	NEI
GARCH U/olje	LV	JA	JA	JA	JA	SIG
	HV	SIG	JA	SIG	NEI	JA
GARCH M/olje	LV	JA	JA	JA	JA	JA
	HV	SIG	JA	NEI	NEI	SIG

Figur 5.7 (over) viser en enkelt visuell representasjon av hvor det ble funnet støtte for hypotesen som er implisert av problemstillingen. LV og HV indikerer henholdsvis lav-volatilitetsregime og høy-volatilitetsregime. JA (grønn) betyr at den estimerte koeffisienten til variabelen som representerer aksjeindeks er negativ og statistisk signifikant – støtte for problemstillingens hypotese. SIG (gul) indikerer at statistisk signifikans, men med positivt fortegn. NEI (rød) indikerer ingen statistisk signifikans uavhengig av fortegn. Fra tabellen ser vi noen mønstre: først og fremst observerer vi at forholdet mellom aksje- og valutaavkastning er signifikant for samtlige land i LV-regimet i alle modellene, og at det i de aller fleste tilfeller er estimert at forholdet er negativt, og med det støtter oppgavens hypotese. For det andre ser vi at forholdet vi undersøker er svært konsistent signifikant for USA og Europa. I USA er forholdet signifikant i alle regimer i alle modeller, men kun til støtte for hypotesen i halvparten av tilfellene. Når modellen ikke benytter GARCH modellering av volatiliteten finner vi at forholdet mellom aksje- og valutaavkastning er negativt i HV-regimene, og positivt i LV-regimene. Det motsatte finnes når GARCH benyttes. For Europa finner vi støtte for hypotesen i alle regimer, i alle modeller, bortsett for HV-regimet i MS-ARDL-modellen med olje. For resten av landene observerer vi at forholdet er konsistent signifikant i LV-regimene på tvers av modellene.¹⁶

¹⁶ Se appendiks for Q og Q² testresultater for GARCH-modellene

Sett som helhet har ikke finansiell litteratur nådd et konsensus om forholdet mellom aksje- og valutamarkeder. Innledningsvis diskuterte vi den store mengden litteratur som eksisterer, og i det den like store mengden økonometriske metoder og fremgangsmåter som har blitt forsøkt implementert i analysen av dette forholdet, og at avhengig av metode, datafrekvens og valutaen har det blitt produsert resultater som tyder på at det eksisterer et forhold i den ene, den andre eller begge retninger, eller at det ikke eksisterer noe signifikant forhold i det hele tatt. I den (relativt lille) delen av litteraturen som benytter samme fremgangsmåte som denne oppgaven, nemlig Markov-Switching modeller, finner samtlige studier støtte for at det eksisterer minst to regimer med ulike karakteristikk. Et annet funn som går igjen i disse studiene er at de fleste kun finner kausalitet én vei – *fra* aksjemarkedene *til* valutamarkedene, og at forholdet er større/sterkere i perioder med høy volatilitet enn med lav volatilitet. Til min kjennskap finnes det ingen offentlig tilgjengelige studier som ser på denne problemstillingen med Norge som fokus. Det nærmeste vi kommer en studie ekvivalent til vår analyse er Roubaud & Arouri (2018) som undersøker forholdet mellom aksje- og valutamarkedene, og som tar oljeprisen til betraktning. Funnene deres er i tråd med de andre studiene på området, og finner sterke tegn til ikke-lineære interaksjoner mellom olje-, aksje- og valutamarkedene. Våre resultater er i tråd med resultater fra tidligere studier på følgende områder: vi finner sterke tegn til at det eksisterer (minst) to regimer med ulike volatilitetskaraktistikk, og at det er et ikke-lineært forhold mellom variablene. Vi finner også at for de fleste land analysert, i de fleste regimene, at forholdet mellom aksje- og valutamarkedet er signifikant. For enkelte av landene der det er støtte for dette forholdet er det også tegn til at forholdet er sterkere/større i høy-volatilitetsregimet. Men, det er viktig å påpeke at resultatene våre tyder på at de ulike aksjemarkedene og valutaparene viser tegn til svært ulike dynamikker og forhold. I tidligere studier blir det som oftest antatt at strukturen på ligningene i modellene som er brukt i til analyser er identiske for alle land innad analysene. I vår oppgave tillater vi ulike lag-strukturer for hvert land avhengig av hvilke spesifikasjoner som ble pekt på som optimale ifølge informasjonskriterier. En annen måte vår modellspesifikasjon er forskjellig fra det som blir brukt i litteraturen er av vi ikke antar et «lead-lag»-forhold mellom aksje- og valutamarkedene. Nesten utelukkende ser vi i sammenlignbare studier at når valutakursen modelleres med aksjeindeks/avkastning som forklarende variabel inkluderes det kun laggede verdier av aksjeavkastning. Dette gjøres sannsynligvis fordi tidligere studier hvor Markov-Switching modeller har blitt brukt har fokusert på MS-VAR modeller der de modellerer én ligning for

valutaavkastning med aksjeavkastning som forklarende variabel, og én ligning for aksjeavkastning med valutaavkastning som forklarende variabel for så å teste om det finnes såkalt Granger-kausaltet mellom variablene. Dette har ikke vært fokuset i vår analyse, og vi har derfor først og fremst spesifisert modellen ved å inkludere aksjeavkastning på ikke-lagget form, og heller brukt lagget der informasjonskriterier antyder at det gir en bedre modell. Dette gjør at tolkningen av forholdet mellom variablene blir noe forskjellig fra det vi ser i tidligere studier der kun laggede verdier av aksjeavkastning brukes. I en enkel modell med valutaavkastning som avhengig variabel, og aksjeavkastning på første-lagget form som forklarende variabel impliserer et statistisk signifikant forhold at en endring i aksjeavkastning i dag vil ha en effekt på valutaavkastning i neste periode. Dersom aksjeavkastningen ikke er på lagget form vil et signifikant forhold implisere at en endring i aksjeavkastning har en tilnærmet umiddelbar effekt på valutaavkastning, noe som kan være en urealistisk antagelse. I denne oppgaven argumenterer jeg for at dette ikke nødvendigvis er et problem ettersom vi bruker data med ukentlig frekvens, og av gjennomsnittlige verdier. Finansmarkeder har et ekstremt velutviklet system for informasjonsutveksling og datasystemer som handler basert på denne informasjonen. Jeg mener at det er grunn til å tro at reaksjonstiden innad mekanismene som viderefører en endring i aksjeavkastning til valutaavkastning vil være kortere enn en uke, og at datafrekvensen vil fange opp store deler av «lead-lag» forholdet mellom variablene dersom det skulle eksistere. Men, det er viktig å ta til betraktning at selv om vi har funnet at aksjeavkastning har en signifikant effekt på valutaavkastning i enkelte land i enkelte markedsregimer har ikke vår analyse avdekket årsaken til dette forholdet. Vi må derfor være bevisst på at argumentet som nettopp ble presentert kan bli helt eller delvis ugyldiggjort dersom man kan bevise at forholdet mellom aksje- og valutamarkedene er tilnærmet utelukkende forårsaket av makroøkonomiske faktorer og/eller at mekanismen som viderefører endringer i aksjemarkedene til valutamarkedene har en virkningstid på lengre enn vår datafrekvens (én uke). Den førstnevnte typen årsakssammenheng vil kunne havne under dynamikken mellom aksje- og valutamarkedene slik som beskrevet av Branson & Henderson (1985); Frankel (1983), mens den sistnevnte årsakssammenheng vil minne mer om skalaen brukt i teorien til Dornbusch & Fischer (1980) (i motsatt retning!).

I kapitalforvaltning der aktive forvaltningsstrategier benyttes er risikostyring et sentralt tema. For investorer som i utgangspunktet investerer med norske kroner vil kunnskap om dynamikken mellom kronekursen og utenlandske aksjemarkeder, i ulike markedsforhold, kunne gi forvaltere et bedre utgangspunkt for å strukturere risikostyringsstrategier, hovedsakelig ved å gi forvalterne et bedre bilde av hvilken risiko visse investeringer innebærer når valutaeffekter må

tas til betraktning. Også for andre finansinstitusjoner som er aktører i utenlandske aksjemarkeder og/eller valutamarkedet vil kunnskap om hvordan forholdet analysert varierer avhengig av markedsforhold kunne være nyttig i formuleringer for planlagte reaksjoner til strukturelle brudd, f.eks. i forbindelse med rebalanseringer av porteføljer. Resultatene fra vår analyse er også et godt grunnlag for videre analyse av flere land og valutapar.

5.8 Hvilken modell er best?

Antall modeller og estimatorer en kan bruke for å undersøke forholdet mellom variabler er tilnærmet uendelig. Heldigvis har kunnskapsrike mennesker gjennom tidene funnet hvilke metoder som fungerer best på visse områder. Innen hvert fagfelt finnes det karakteristikk på data som brukes i analyser, og underliggende teorier som gjør at enkelte modelltyper gir mer mening å bruke enn andre. Etter man har sett på hva som benyttes i litteraturen i sitt eget fagfelt, og brukt statistisk intuisjon for å spisse seg inn på noen få modelltyper kan det være veldig lite som skiller mellom modellene man sitter igjen med. Hvordan finner man ut hvilken modell som er best? Hva betyr egentlig «best» i denne sammenhengen? Selv om vi i denne oppgaven hovedsakelig benytter MS modeller, kan vi skille mellom to modelltyper med særegne egenskaper: MS-AR(DL) og MS-GARCH. Vi skal nå sammenligne de to modellene, og deretter diskutere hvilken modell som er «best».

Den finansielle intuisjonen tilsier at modellen som benytter GARCH bør være best ettersom den håndterer volatilitetsgruppering, noe modellen uten GARCH ikke gjør. Men, for å kvantifisere om GARCH modellen produserer et statistisk bedre resultat enn alternativet må vi sammenligne verdier som måler modellenes «goodness of fit». Den første verdien vi skal sammenligne er verdien estimatoren til modellen forsøker å maksimere: «(log)likelihood»- verdien. Maximum-likelihood-estimatoren som både MS- og GARCH modeller benytter forsøker å velge de parameterne som har størst sannsynlighet for å ha produsert den observerte dataen (Brooks, 2019, s.400). Teknisk sett forsøker estimatoren å maksimere en log-likelihood-funksjon (LLF). En «bedre» modell vil dermed vises ved en høyere LLF-verdi. Ett problem ved å sammenligne våre modeller ved hjelp av denne verdien er at modellene våre estimerer et ulikt antall parametere. I likhet med R^2 i sammenligningen av modeller som benytter OLS-estimatoren vil det å inkludere flere parametere øke log-likelihood-verdien. Alt annet likt kan derfor en modell med flere parametere se ut til å være bedre. For å få et bedre sammenligningsgrunnlag kan vi derfor bruke andre alternativer for verdier som kan brukes til å sammenligne modellenes «goodness of fit». På dette området er informasjonskriterier svært populære. Informasjonskriterier gjør en korreksjon i sin verdi ved en økning i parameterantall,

og unngår dermed problemet som dukker opp ved LLF-sammenligning. Det eksisterer flere informasjonskriterier og varianter av dem. Vi skal benytte to av de mest brukte; Akaikes (1974) (AIC) og Schwarz' (1978) (SBIC). Formelt er de uttrykt som:

$$AIC = -2(\hat{L}) + 2k$$

$$SBIC = -2(\hat{L}) + k \ln(N)$$

Fra formlene¹⁷ ser vi at det første leddet er felles for begge informasjonskriteriene. Dette leddet er den maksimerte log-likelihood-verdien. Der AIC og SBIC er ulike er i det andre leddet, som indikerer hvilken «straff» de tildeler for reduksjonen i frihetsgrader fra å legge til flere parametere. Den viktigste tolkningen av forskjellen på de to kriteriene er at AIC har et mildere straffeledd enn SBIC, og vil med det på gjennomsnitt favorisere større modeller enn SBIC. Dette er grunnen til at vi benytter begge når vi skal sammenligne modellene våre. Intuisjonen bak å bruke informasjonskriterier i denne sammenhengen er at vi kan måle den statistiske verdien en modell opplever ved å legge til flere parametere, veid mot endringen i RSS. Målet er å minimere informasjonskriteriene.

I sammenligningen vår skiller vi mellom modellene som inkluderer olje og de som ikke gjør det. I tabellen under indikerer AR(DL) modellen uten GARCH. I GARCH-feltet indikerer grønn at verdien er lavere, og derav bedre, enn tilsvarende verdi i AR(DL)-modellen. Rødt betyr høyere.

¹⁷ Stata, som vi benytter, korrigerer informasjonskriteriene for antall observasjoner.

Figur 5.8: Oversikt – informasjonskriterier og log-likelihood-verdier

		Goodness of fit - uten olje				
		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
ARDL	AIC	3.142	2.182	2.737	3.381	2.276
	SBIC	3.178	2.225	2.780	3.420	2.320
	LL	-2304.22	-1253.06	-2002.19	-2456.74	-1658.83
GARCH	AIC	3.093	2.162	2.714	3.283	2.247
	SBIC	3.143	2.223	2.771	3.337	2.305
	LL	-2263.82	-1237.61	-1981.20	-2381.57	-1633.17

		Goodness of fit - med olje				
		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
ARDL	AIC	3.093	2.093	2.709	3.313	2.249
	SBIC	3.137	2.154	2.760	3.363	2.299
	LL	-2266.32	-1196.91	-1980.10	-2404.12	-1636.53
GARCH	AIC	3.040	2.077	2.681	3.230	2.214
	SBIC	3.098	2.156	2.746	3.295	2.279
	LL	-2223.14	-1183.52	-1955.19	-2340.02	-1607.36

Fra tabellene får vi et tydelig inntrykk av at GARCH modellene produserer et statistisk overlegent resultat for alle analysert. Vi ser et ett område som skiller seg ut: tilfellet for Europa der olje inkluderes. Her ser vi at det er relativt liten forbedring i LLF ved GARCH modellering, og at informasjonskriteriene gir tvetydige svar. Som nevnt tidligere er AIC «snillere» enn SBIC når det kommer til inklusjonen av flere parametere. Det er dermed her ikke entydig «bedre» med GARCH modellering av volatiliteten.

Resultatet etter sammenligningen av informasjonskriterier og LLF-verdier kombinert med det faktum at implementering av GARCH modelleringen av volatiliteten passer karakteristikene til finansiell data bedre enn ikke-GARCH-modeller, kan vi konkludere med at GARCH modellene er statistisk best for de aller fleste land i denne analysen. Vi skal nå gå videre til å diskutere begrensninger ved modellvalgene.

6 Begrensninger ved analysen

Alle statistiske og økonometriske metoder har deres tilhørende idiosynkratiske fordeler og ulemper. Det kan være at en modelltype og/eller dens estimator er vanskelig å tolke resultater fra, den kan være ateoretisk, eller kanskje sensitiv for endringer i variabler eller datafrekvens. Uansett hvilken statistisk tilnærming man velger i undersøkelsen av en problemstilling er det utelukkende positivt å være klar over potensielle svakheter og kjente begrensninger som er knyttet til modell og metode man arbeider med. Ikke bare vil kjennskap til slike begrensninger gi økonometrikeren et bedre grunnlag for å håndtere den underveis i konstruksjonen av modellen som skal benyttes, men også i tolkningen av resultatene og en forståelse av deres pålitelighet.

6.1 Svakheter ved Markov-Switching-modellen

Vi har tidligere i oppgaven beskrevet de fundamentale egenskapene ved Markov-Switching modellen og dens nytte i forbindelse med vår problemstilling. Kort sagt tillater en Markov-Switching spesifisering en ikke-lineære dynamikk mellom variablene, og at forholdet mellom dem er forskjellig i ulike tilstander av verdenen. I vår kontekst er de ulike tilstandene, eller regimene, definert som to forskjellige tilstander i finansmarkedene – lav og høy volatilitet, eller «rolige og urolige tider».

Markov-Switching modeller er av natur komplekse. Når GARCH varians inkluderes øker selvsagt denne kompleksiteten. Dette fører til at det eksisterer mange mulige kombinasjoner av spesifiseringer en kan velge når modellen skal estimeres. I komplekse modeller med mange parametere som skal estimeres kan dette være en svakhet dersom resultatene er sensitive for spesifikasjonsvalg, noe Markov-Switching modeller virker til å være. Erfaringen med Markov-Switching modeller har i løpet av analysearbeidet i denne oppgaven vært at ett av aspektene ved modellen som er mest sensitive er identifiseringen av de ulike regimene, og beregningen av deres tilhørende sannsynligheter. Denne sensitiviteten kan være en svakhet fordi en endring i lagstruktur, varianstype eller lignende kan gi store utslag i modellens evne til å identifisere regimer, og derav «passe» økonomisk teori. Eksempler på dette blir diskutert noe i robusthetstesting der vi benytter ulik datafrekvens. For å være konsistent i vår spesifisering av modellene har vi belaget oss på å velge den modellen som indikeres å passe best som gitt av informasjonskriterier¹⁸ og den maksimerte -«likelihood»-verdien. Et annet potensielt problem

¹⁸ Informasjonskriterier har noe ukjent kraft innen MS og MS-GARCH modeller. Se f.eks. Chuffart (2015).

med MS modeller er at antall regimer ikke bestemmes av modellen, men av økonometrikeren. Det finnes ingen rett-fram-metode for å bestemme hvor mange regimer en bør inkludere i en analyse, men heller flere relativt generell ikke-lineære tester hvor en kan tolke nullhypotesen som å være at det eksisterer ett regime mot alternativet av to regimer. LR-testen har utviklet seg til å bli standarden for denne typen test i finansiell litteratur, og er også benyttet i denne oppgaven. Denne testen er vist å ikke ha en standard sannsynlighetsfordeling¹⁹ (Hansen, 1992) oppstår det et problem på grunn av «plage»(nuisance)-parametere²⁰ som er uidentifiserte under nullhypotesen. I praksis betyr dette at en teoretisk sett ikke kan bruke standardiserte kritiske verdier for slike tester i MS-konteksten, men at simulasjon og tilpasning til hvert enkelt datasett må gjøres fordi den asymptotiske fordelingen under nullhypotesen er sensitiv for egenskapene til forklaringsvariabler og hvilke variabler som er tillatt regimeavhengige (Qu & Zhuo, 2021). I litteraturen har den pragmatiske løsningen vært å benytte approksimerte asymptotiske kritiske verdier som tabulert av Garcia (1998), med utgangspunkt i resultatene til Davies (1987). Dette er problematisk fordi vi vet at de kritiske verdiene brukt i vår test ikke er helt nøyaktige for vårt datasett.

Videre påpeker Chang et al. (2017) at det i MS modeller nesten utelukkende antas at Markov-kjeden som bestemmer regimer er totalt uavhengig fra alle andre deler av modellen, og at dette i mange tilfeller er svært urealistisk. Dette impliserer at fremtidige regimer bestemmes utelukkende av nåværende regimer, og derav er tilnærmet uavhengig av den underliggende tidsserien. For å håndtere potensielle problemer som kan følge dette foreslår Chang et al. (2017) en alternativ fremgangsmåte for regime-bytte-modellering der gjennomsnitts- eller volatilitetsprosessen bytter mellom to regimer, avhengig av om en underliggende autoregressive latent faktor tar en verdi over eller under en terskel. Deres metode lar innovasjoner av den latente faktoren være korrelert med tidligere innovasjoner i modellen slik at sjokk i systemet knytter bestemmelsen av regimer til den underliggende tidsserien.

Det er også verdt å merke seg at flere studier argumenterer for at selv om regime-bytte-modeller kan passe dataen bedre enn enklere lineære og random-walk modeller, evner de ikke å produsere bedre utfor-utvalg-prognoser. Dacco & Satchell (1999) foreslår at dette i stor grad kan forklares av at regime-bytte-modeller kan ha vanskeligheter med å predikere fremtidige regimer.

¹⁹ Den asymptotiske fordelingen av LR-testen for å identifisere antall regimer er ukjent. Se f.eks. Qu & Zhuo, 2021) for diskusjon om dette.

²⁰ Transisjons sannsynlighetene er uidentifiserte under nullhypotesen. Dette er kalt Davies (1977) problemet.

6.2 Svakheter ved GARCH

Også GARCH modellering har sine svakheter som vi bør være bevisst over. En svakhet ved GARCH som ofte blir diskutert i litteraturen er at GARCH på sin grunnleggende form antar at volatiliteten er symmetrisk, altså at negative og positive sjokk påvirker volatiliteten likt. I praksis vil dette innebære at når man modellerer volatiliteten til en avkastning vil man med GARCH nødvendigvis anta at den underliggende tidsserien reagerer likt på like store positive og negative nyheter. Dette er ikke alltid realistisk å anta, og derav en svakhet ved GARCH. Videreutviklinger av GARCH slik som EGARCH og TGARCH tar asymmetriske effekter til betraktning. I finans kan det tenkes at negative nyheter er mer skadende for selskap og dets aksjekurs på grunn av giring-effekten (Leverage-effect) enn positive nyheter bidrar positivt (se f.eks. Figlewski & Wang (2000) for en diskusjon om giring-effekten). Flere videreutviklinger av GARCH eksisterer og har blitt utviklet som forsøk på å håndtere potensielle svakheter ved GARCH modellen. I tillegg til dens manglende evne til å modellere asymmetri i volatilitet har modellen en ikke-negativitetsbetingelse som i flere tilfeller kan brytes. Dette er et større problem i ARCH, men kan potensielt skape problemer i GARCH også. Den siste prominente svakheten ved GARCH modellering er at det ikke tillates noe direkte interaksjon mellom den betingede variansen og det betingede gjennomsnitt. Utvidelser slik som EGARCH løser problemene med ikke-negativitetsbetingelsen og asymmetri, mens GARCH-in-mean ofte blir brukt for å la variansen inngå i gjennomsnitsskomponenten til modellen (Brooks, 2019, s.404-408). I kombinasjon med Markov-switching virker det som at modellene har noe vanskeligheter for å identifisere regimer som gir økonomisk mening når GARCH implementeres. For de fleste land resulterer kombinasjonen av GARCH og MS i en av to ting: svært hyppig bytting mellom regimene på grunn av liten differanse mellom volatilitetene til regimene, eller identifikasjon av regimer der det ikke gir økonomisk mening, f.eks. LV-regimer i perioder der vi vet det var enorm finansiell uro, slik som rundt finanskrisen i 2008. Dette påvirker troverdigheten til modellens evne til å identifisere regimer. En kan også se tegn til dette ved å studere visualiseringen av regimesannsynlighetene etter estimering av modellene. For enkelte av landene indikeres det at regimene inntreffer i perioder der det ikke nødvendigvis følger økonomisk intuisjon at det gitte regimet skal være definert. For USA ser vi nå at modellen identifiserer HV-regimer før 2004, og i 2016-17, men ikke rundt finanskrisen i 2008 eller COVID-utbruddet i begynnelsen av 2020. Dette er sannsynligvis på grunn av den lille differansen mellom de estimerte volatilitetene til regimene, noe som i praksis gjør at regimeidentifikasjonen essensielt belager seg på identifikasjonen av to nesten like gjennomsnittlige volatiliteter, og at vi derfor ikke ser hyppigere og mer intuitive regimebytter.

For Europa bytter modellen mellom regimer svært hyppig gjennom hele tidsperioden, der det ser ut til at sannsynligheten for HV-regimet kontinuerlig «stanger i taket» på 0.75-nivået. Dette kommer trolig fra at modellen tilordner LV-regimet en volatilitet svært nært null. For Storbritannia ser vi at der modellen identifiserer HV-regimer vedvarer dem ikke, men vises heller ved kraftige, kortvarige hopp i sannsynlighet etterfulgt av et like raskt fall. For Japan og Sverige identifiserer modellen regimer i omtrent samme perioder som ved MS-AR(DL)-modelleringen.

Dette identifikasjonsproblemet er en tilsynelatende svakhet ved MS-GARCH-modellering, og indikerer at videre studier på modellspesifikasjonen er nødvendig for å avdekke kunnskap for å spesifisere modelltypen korrekt. Som nevnt tidligere vil en MS-EGARCH-spesifikasjon være teoretisk ønskelig ovenfor MS-GARCH på grunn av tillatt asymmetri, og det ville vært interessant å undersøke om dette identifikasjonsproblemet oppstår også ved en slik modellspesifikasjon.

Til tross for denne svakheten velger jeg å inkludere MS-GARCH-resultatene i analysen på grunn av dens statistiske gode resultater, og på grunn av dens solide teoretiske grunnlag. Men, jeg er klar over at kombinasjonen av GARCH og MS i dette tilfellet gjør at en «mister» noe av nytten ved MS-modelleringen, og derfor at hvis en ønsker å spesifikt se på ulike dynamikker mellom variablene i ulike markedsforhold, bør en belage seg på MS-AR(DL)-spesifikasjonen. Oppgavens sluttresultat og konklusjon vil være basert på det samlede resultatene på tvers av modelltypene.

6.3 Andre begrensninger

I tillegg til økonometriske og tekniske begrensninger som følger metodevalgene i oppgaven finnes det begrensninger som resultater av valg tatt av meg, forfatteren. Det er av min mening at enhver ærlig og dyktig analytiker innenfor hvilket som helst fagfelt bør reflektere over de viktigste begrensningene ved sine egne analyser. Den mest direkte nytten som kan tenkes at oppnås ved dette er at man legger et bedre grunnlag for fremtidige analyser, både de som skal gjennomføres av en selv, men også av kollegaer eller andre interesserte i faget. Vi går nå gjennom analysens mest prominente begrensningene, utenfor de metodespesifikke som ble diskutert i forrige avsnitt.

Antall land/valutaer analysert

Vår analyse tar utgangspunkt i et beskjedent utvalg av verdens valutaer/land, og kan med det ikke male ett komplett bilde av dynamikken mellom aksje- og valutaavkastninger, selv om vi antar en 100% presis modellering. Analysen fokuserer visstnok på valutaer som utgjør den store majoriteten av valutatransaksjoner på global basis, men som vist i resultatene til analysen vår er størrelsen og retningen til forholdet mellom aksje- og valutaavkastning svært ulike for hvert land i analysen. Det kan også påpekes at landene i analysen er svært utviklede økonomier. Det kan derfor tenkes at analysens funn kanskje ikke er direkte overførbare til fremvoksende land/markeder. Dette er derfor en naturlig begrensning ved analysen, og derav en like naturlig utvidelse.

Tidsperiode

Intuisjonen bak det at antall land/valutaer analyser er en begrensning gjelder også for tidsperioden vår data er fra. Oppgaven tar utgangspunkt i kun et begrenset utvalg av aksje- og valutahistorikk. Det kan tenkes at ved å ta basere analysen på «moderne» data, vil en bedre kunne forklare en dynamikk eller et forhold ettersom det er sannsynlig at dataen bedre representerer nåtidens virkelighet, men det kan fortsatt sees på som en begrensning at vi ikke tar til betraktning en større del av den norske kronens og verdens aksjemarkeders historikk ettersom vi kanskje ikke «fanger» viktig informasjon.

Prognoser

En relativt vanlig aktivitet i den empiriske finansielle litteraturen er å gjennomføre prognosetester. Dette har vanligvis to hensikter. Den første er at det brukes som en metode for å sammenligne modellspesifikasjoner. Den modellen som produserer de beste prognosene blir ofte foretrukket for analyse. Den andre grunnen er en videreføring av den første, og innebærer at prognosetestingen gir en indikasjon for hvilken modellspesifikasjon som har størst sannsynlighet for å fungere best i praksis. I finans kan dette omhandle modeller som skal brukes til f.eks. handels-strategier, og som derav er avhengig av gode prognoseegenskaper. I denne oppgaven har jeg valgt å ikke gjennomføre prognosetesting av hovedsakelig to grunner: først fordi modellvalget (Markov-Switching) er ikke godt egnet til prognosering (se f.eks. Engel (1994); Dacco & Satchell (1999)), muligens på grunn av vanskeligheter ved å produsere gode prognoser for fremtidige regimer. Den andre grunnen til valget om å ikke gjøre prognosetesting ligger på avgjørelsen om å heller prioritere tidsbruk på andre områder av oppgaven, ettersom jeg ikke har som intensjon å bygge en modell med best mulig prognoseevner, men heller en modell som på best mulig vis beskriver forholdet mellom de to (tre) variablene av interesse.

Implementering av strukturelle variabler

Enhver økonomisk variabel er på ett eller annet plan, av en eller annen størrelsesorden, avhengig av underliggende, strukturelle, økonomiske faktorer. Som diskutert i teori-delen av oppgaven finnes det flere strukturelle forklaringsvariabler som er foreslått å forklare valutakurser. I oppgavens analyse har vi ikke inkludert andre forklaringsvariabler enn oljeavkastning, og risikerer derfor at viktig informasjon er utelatt fra modelleringen. Dette er gjort på grunnlag av ønske om å produsere en enklest mulig modell, når en i utgangspunktet kompleks modelltype er valgt. Dette valget er også støttet av normen i litteraturen.

Mer enn to mulige regimer

Markov-Switching-modellen er ikke begrenset ved kun to mulige regimer, men kan utvides langt forbi det antallet. Ved å modellere flere regimer kan man muligens mer nøyaktig beskrive dynamikken mellom variablene i analysen, men man sitter igjen med en enda mer kompleks modell. Vår analyse har begrenset seg til kun to regimer som følge av ønsket om å begrense kompleksiteten til modellene brukt.

Den norske kronen etter oljen

Analysen belager seg delvis på det faktum at Norge er et oljeavhengig land, og at det vil være det i tiden fremover. Det er viktig å være klar over at oljen som råvare sannsynligvis vil forsvinne fra tronen som Norges viktigste råvare, og at kronekursen av den grunn kanskje vil bli mindre avhengig av oljeprisen. Oppgavens analyse har tatt utgangspunkt i en tidsperiode der oljen har vært sentral i Norsk økonomi, men det betyr ikke nødvendigvis at resultatene kan videreføres til en tid der oljen er faset ut og andre energikilder står i sentrum.

Parvise valutakurser

Tidlig i oppgaven ble det kort diskutert nedsiden ved å ta utgangspunkt i parvise valutakurser som variabler. Hovedsakelig dreier bekymringen seg rundt at bevegelser i den ene eller den andre valutaen i paret kan gi et falskt inntrykk av kursbevegelse. Dette betyr at dersom vi tar for oss USD/NOK, kan en endring i USD-verdien mot andre valutaer gi inntrykket av at kronen har endret verdi uten at den nødvendigvis har gjort det målt mot andre valutaer. Den enkle løsningen er å benytte Norges Banks KKI (konkurranskursindeks), som er kronekursen vektet mot landets største og viktigste handelspartnere. En endring i KKI vil naturligvis gi et bedre inntrykk av faktiske endringer i kronens verdi på verdensbasis. Problemet som oppsto i denne oppgaven, var manglende tilgang på god data for globale aksjeindekser. Dette er derfor en naturlig utvidelse av analysen.

7 Robusthetstesting

Vi undersøker robustheten ved analysens resultater og valg ved å gjennomføre de sentrale analysene med data som har månedlig frekvens, i tillegg til at vi undersøker EGARCH nærmere.

7.1 Månedlig data

I finansiell litteratur benyttes ofte data med relativt høy frekvens (ukentlig, daglig, time/minutt) i analyser av finansielle variabler slik som aksje- og valutakurser, men det er ikke uvanlig at også månedlig frekvens benyttes. Som en del av robusthetssjekking av resultatene gjennomfører vi samme analyse, men med månedlig datafrekvens for MS-ARDL modellene med og uten olje, i tillegg til MS-GARCH med olje. Resultatene er presentert under.

Figur 7.1.1: Resultater – MS-AR(DL) uten olje, månedlig data

LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	26.324*	63.981*	22.179*	59.249*	30.701*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.322*** (0.089)	0.124** (0.055)	-0.321* (0.133)	0.279*** (0.058)	0.2441*** (0.057)
e_{t-2}		-0.296*** (0.051)			
r_t	0.066 (0.049)	-0.036** (0.018)	-0.008 (0.058)	-0.590*** (0.041)	0.048*** (0.018)
r_{t-1}			0.063 (0.059)		
μ_1	-0.043 (0.179)	-0.389 (0.101)	0.269 (0.243)	0.491 (0.252)	-0.064 (0.090)
d_1	12.93	6.837	1	6.779	101.67
σ_1	1.802	0.987	1.582	1.638	1.4439
p_{11}	0.897	0.854	0.001	0.852	0.988
p_{12}	0.103	0.146	0.999	0.148	0.013
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.237*** (0.074)	0.210 (0.145)	0.549*** (0.075)	0.210** (0.070)	-0.056 (0.142)
e_{t-2}		0.192 (0.150)			
r_t	-0.397*** (0.062)	-0.230*** (0.039)	-0.133*** (0.028)	-0.010 (0.045)	-0.289*** (0.060)
r_{t-1}			0.056 (0.031)		
μ_2	0.4335 (0.256)	1.132 (0.313)	-0.087 (0.156)	-0.043 (0.179)	0.820 (0.406)
d_2	9.401	2.867	2.350	18.187	14.501
σ_2	2.365	1.604	1.733	2.594	1.600
p_{21}	0.116	0.349	0.425	0.055	0.089
p_{22}	0.884	0.651	0.575	0.945	0.911
Std.avvik i parentes					
***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%.					
For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8					

Figur 7.1.2: Resultater – MS-AR(DL) med olje, månedlig data

LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	20.770*	51.669*	28.200*	73.917*	29.436*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.839*** (0.088)	0.303*** (0.094)	0.184*** (0.065)	0.234*** (0.062)	-0.028 (0.092)
e_{t-2}		-0.144** (0.063)			
r_t	-0.071* (0.041)	-0.006 (0.016)	-0.037 (0.029)	-0.298*** (0.032)	0.193*** (0.033)
r_{t-1}		0.010 (0.016)	0.066** (0.027)	0.090* (0.039)	
op_t	0.107*** (0.016)	-0.042*** (0.010)	-0.073*** (0.011)	-0.112*** (0.015)	-0.009 (0.013)
μ_1	-0.435 (0.253)	-0.148 (0.088)	0.269 (0.112)	0.227 (0.154)	-0.048 (0.140)
d_1	1.00	11.08	46.60	335.581	1.315
σ_1	0.768	0.737	1.427	2.079	0.960
p_{11}	0.962	0.898	0.972	0.997	0.239
p_{12}	0.038	0.102	0.028	0.0030	0.761
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.171*** (0.054)	0.115 (0.084)	0.226** (0.099)	0.323*** (0.079)	0.357*** (0.092)
e_{t-2}		-0.232** (0.094)			
r_t	-0.078** (0.037)	-0.118*** (0.033)	-0.128** (0.059)	0.042 (0.048)	-0.051 (0.027)
r_{t-1}		0.096*** (0.036)	0.140** (0.060)	0.021 (0.049)	
op_t	-0.126*** (0.016)	-0.085*** (0.017)	-0.017 (0.037)	0.036 (0.028)	-0.051*** (0.013)
μ_2	0.238 (0.129)	0.405 (0.176)	-0.124 (0.284)	-0.003 (0.229)	0.041 (0.134)
d_2	29.55	11.64	25.50	289.411	2.094
σ_2	2.042	1.628	2.467	2.718	1.562
p_{21}	0.138	0.097	0.063	0.003	0.478
p_{22}	0.862	0.903	0.937	0.997	0.522
<p>Std.avvik i parentes ***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%. For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8</p>					

Figur 7.1.3: Resultater – MS-GARCH med olje, månedlig data

LR-stat	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
	25.725*	57.716*	32.243*	78.050*	30.705*
Variabel til koef.	Regime 1 Lav-volatilitet				
e_{t-1}	0.784*** (0.101)	0.129 (0.084)	0.189*** (0.067)	0.196*** (0.071)	0.394*** (0.100)
e_{t-2}		-0.220*** (0.070)			
r_t	-0.092** (0.039)	-0.014 (0.017)	-0.038 (0.028)	-0.291*** (0.034)	-0.047* (0.028)
r_{t-1}		0.018 (0.016)	0.059** (0.027)	0.087** (0.039)	
op_t	0.122*** (0.016)	-0.046*** (0.010)	-0.069*** (0.011)	-0.104*** (0.018)	-0.054*** (0.015)
μ_1	-0.454 (0.222)	-0.309 (0.103)	0.078 (0.116)	0.218 (0.149)	0.052 (0.134)
d_1	1.00	8.28	48.60	191.00	2.13
σ_1	0.551	0.301	0.523	1.3196	0.704
p_{11}	0.001	0.785	0.969	0.999	0.502
p_{12}	0.999	0.215	0.031	0.001	0.498
α_1	0.020	0.055	0.090	0.110	0.046
β_1	0.000	0.766	0.767	0.486	0.746
Variabel til koef.	Regime 2 Høy-volatilitet				
e_{t-1}	0.178*** (0.056)	0.1856 (0.166)	0.2424** (0.114)	0.294*** (0.085)	-0.024 (0.095)
e_{t-2}		0.007 (0.149)			
r_t	-0.065* (0.036)	-0.112** (0.045)	-0.124** (0.062)	0.047 (0.047)	0.189*** (0.037)
r_{t-1}		0.051 (0.054)	0.157** (0.068)	0.044 (0.053)	
op_t	-0.131*** (0.016)	-0.088*** (0.021)	-0.021 (0.041)	0.024 (0.029)	-0.009 (0.013)
μ_2	0.201 (0.128)	1.031 (0.359)	-0.096 (0.344)	-0.044 (0.230)	-0.065 (0.142)
d_2	21.40	2.25	23.00	144.00	1.09
σ_2	1.309	1.424	2.400	2.558	0.923
p_{21}	0.147	0.467	0.078	0.007	0.776
p_{22}	0.853	0.533	0.922	0.993	0.224
α_2	0.095	0.000	0.030	0.113	0.000
β_2	0.483	0.000	0.000	0.000	0.107
Std.avvik i parentes ***, ** og * indikerer statistisk signifikansnivå ved henholdsvis 1%, 5% og 10%. For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8					

Figur 7.1.4: Oversikt – resultater

		Månedlig data				
		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
U/olje	LV	NEI	JA	NEI	JA	SIG
	HV	JA	JA	JA	NEI	JA
M/olje	LV	JA	NEI	NEI	JA	SIG
	HV	JA	JA	SIG	NEI	NEI
GARCH M/olje	LV	JA	NEI	NEI	JA	JA
	HV	JA	JA	SIG	NEI	SIG

Oversikten ovenfor følger samme intuisjon som den tilsvarende oversikten presentert i diskusjonsdelen etter hovedanalysen. Vi ser noen endringer i signifikans og fortegn på det estimerte forholdet mellom aksje- og valutaavkastningen. Med ukentlig data fant vi et signifikant forhold, enten negativt eller positivt, i alle regimer og i alle modeller for USA, mens vi med månedlig datafrekvens finner manglende støtte for oppgavens hypotese i kun ett enkelt tilfelle. For Europa finner vi noe svakere støtte for hypotesen ved at ett mer regime i én av modellene ikke estimerer et signifikant forhold. For Storbritannia finner vi med månedlig data redusert støtte for hypotesen sammenlignet med når ukentlig data ble brukt. For Japan er resultatet uendret – vi finner støtte for hypotesen i LV-regimene i hver modell. Med ukentlig data fant vi for Sverige et signifikant, men positivt forhold i over halvparten av regimene og modellene, mens vi nå ser en svak økning i støtte for hypotesen.

Figur 7.1.5: Testresultat – Log-Ratio-test for linearitet/flere regimer – månedlig data

	LR-test - (*) indikerer signifikans				
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
MS-AR(DL) u/olje	26.324*	63.981*	22.179*	59.249*	30.701*
MS-AR(DL) m/olje	20.770*	51.669*	28.200*	73.917*	29.436*
MS-GARCH m/olje	25.725*	57.716*	32.243*	78.050*	30.705*

Et punkt som kan være nyttig å poengtere er at månedlig data ofte ikke viser sterke tegn til ARCH-effekter (se for eksempel Guidolin (2011) for en diskusjon av dette), og at en GARCH-modellering derfor kanskje blir overflødig og unødvendig. En seriekorrelasjonstest for de kvadrerte residualene kan gi en indikasjon av om det eksisterer ARCH-effekter. For Ljung-Box testen på kvadrerte residualer er nullhypotesen at det ikke eksisterer seriekorrelasjon/ikke eksisterer ARCH-effekter. Det betyr at dersom vi kan avvise nullhypotesen er det tegn til at modellspesifikasjonen ikke fanger seriekorrelasjon av høyere grad på et tilstrekkelig vis. Med ukentlig data tydet Q-kvadrert resultatene fra MS-AR(DL) modellene utelukkende på eksistensen av ARCH-effekter. Etter implementeringen av GARCH forsvant tegnene. Under

ser vi testresultatene for modellene når månedlig data er brukt. Vi ser fort at p-verdiene til Q-kvadrert-testen tyder på at vi ikke kan avvise nullhypotesen om ingen ARCH-effekter for alle land bortsett fra Storbritannia is MS-AR(DL) der olje er inkludert. Dette kan tolkes som at GARCH-modellering av volatiliteten ikke er nødvendig når månedlig data benyttes. Det kan derfor settes spørsmålsteget ved påliteligheten til MS-GARCH resultatene med denne datafrekvensen.

Figur 7.1.6: Testresultater – seriekorrelasjon og ARCH-effekter – månedlig data

MS-AR(DL) u/olje					
Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	28.666 (0.233)	29.725 (0.194)	34.885 (0.070)	34.162 (0.082)	32.561 (0.114)
Q²	27.999 (0.260)	9.938 (0.996)	36.119 (0.056)	28.425 (0.243)	11.064 (0.989)

MS-AR(DL) m/olje					
Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	26.323 (0.337)	38.876 (0.028)	44.393 (0.007)	33.351 (0.097)	35.539 (0.061)
Q²	19.133 (0.745)	20.640 (0.660)	54.599 (0.0004)	22.952 (0.523)	18.642 (0.771)

MS-GARCH m/olje					
Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes)					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	10.967 (0.532)	22.770 (0.030)	17.816 (0.121)	24.484 (0.018)	16.281 (0.179)
Q²	4.725 (0.967)	19.234 (0.083)	3.907 (0.985)	13.028 (0.367)	7.238 (0.842)

7.2 EGARCH og sammenligning

Ettersom en GARCH-modellering av volatiliteten som tillater asymmetri er økonomisk-teoretisk gunstig, men programvarebegrensninger hindrer meg i å gjennomføre en MS-EGARCH analyse i denne oppgaven, gjennomfører vi heller en enkel EGARCH analyse for å sammenligne med oppgavens hovedmodeller. Tanken er at vi får innsikt i om det å tillate asymmetri har gir store utslag på resultater og «goodness of fit». I oversiktene som følger

sammenligner vi LL, AIC og SBIC for alle modellene. Grønn indikerer «best», men vi skiller mellom modellene som inkluderer/ekskluderer olje.

Figur 7.2: Informasjonskriterier og log-likelihood-verdier – månedlig data

"Goodness of fit" – uten olje						
		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
MS-ARDL	AIC	3.142	2.181	2.737	3.380	2.276
	SBIC	3.178	2.225	2.780	3.420	2.320
	LL	-2304.2	-1253.1	-2002.2	-2456.7	-1658.8
MS-GARCH	AIC	3.093	2.162	2.714	3.283	2.247
	SBIC	3.143	2.223	2.771	3.337	2.305
	LL	-2263.8	-1237.6	-1981.2	-2381.6	-1633.2
GARCH	AIC	3.178	2.214	2.771	3.442	2.284
	SBIC	3.200	2.240	2.797	3.468	2.310
	LL	-2334.7	-1275.8	-2032.7	-2506.0	-1669.7
EGARCH	AIC	3.180	2.203	2.778	3.446	2.279
	SBIC	3.205	2.234	2.807	3.475	2.308
	LL	-2335.3	-1268.7	-2036.9	-2507.2	-1665.0

"Goodness of fit" – med olje						
		USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
MS-ARDL	AIC	3.093	2.093	2.709	3.313	2.249
	SBIC	3.137	2.154	2.760	3.363	2.299
	LL	-2266.3	-1196.9	-1980.1	-2404.1	-1636.5
MS-GARCH	AIC	3.040	2.077	2.681	3.230	2.214
	SBIC	3.098	2.156	2.746	3.295	2.279
	LL	-2223.1	-1183.5	-1955.2	-2340.0	-1607.4
GARCH	AIC	3.125	2.126	2.749	3.389	2.259
	SBIC	3.150	2.161	2.778	3.418	2.287
	LL	-2294.4	-1222.1	-2015.6	-2465.7	-1649.7
EGARCH	AIC	3.125	2.122	2.753	3.390	2.258
	SBIC	3.153	2.161	2.786	3.422	2.290
	LL	-2293.3	-1218.3	-2017.6	-2465.5	-1648.2

Det første vi ser er at MS-GARCH modellen produserer de statistisk beste resultatene, basert på LL, AIC og SBIC. Det andre vi ser er at det er liten differanse for disse verdiene mellom GARCH og EGARCH, og at LL, AIC og SBIC ikke gir noen tydelig indikasjon på om GARCH eller EGARCH produserer de beste resultatene. En mulig tolkning av dette er at det å tillate asymmetri (EGARCH), selv om det gir økonomi-teoretisk mening, ikke nødvendigvis er statistisk nødvendig eller fordelaktig. Alt annet likt, vil en EGARCH-spesifikasjon kreve estimeringen av flere parametere enn en GARCH-spesifikasjon. Disse verdiene indikerer at det å inkludere flere parametere ved EGARCH ikke gir en statistisk avkastning utover frihetsgradene som går tapt.

8 Sammendrag og konklusjon

Utgangspunktet for denne oppgaven har vært hypotesen om at den norske krone har et naturlig hedge mot prisendringer i utenlandske aksjer, og har gjennom en empirisk analyse forsøkt å finne ut om det kan være fordelaktig å investere i utenlandske aksjer med norske kroner. I tillegg til denne hovedhypotesen har jeg i oppgaven undersøkt om oljen spiller en betydelig rolle i det potensielle forholdet mellom den norske krone og utenlandske aksjemarkeder. Oppgavens analyse har tatt utgangspunkt i en Markov-Switching-tilnærming for å tillate at forholdet mellom variablene avhenger av markedsforhold, der vi har definert to såkalte regimer for markedene – ett lav-volatilitetsregime, og ett høy-volatilitetsregime. Vi har i løpet av analysen funnet tegn til ikke-linearitet i forholdene mellom variablene, noe som støtter dette valget av modelltype. Diagnostiske tester etter modellspesifikasjon indikerer at modellen ikke tilstrekkelig håndterer volatilitetsgruppering i avkastningsseriene brukt. For å løse dette mulige problemet, utvider vi modellen til å inkludere en GARCH-spesifikasjon for volatiliteten. Denne utvidelsen viser seg å produsere statistiske overlegne resultater sammenlignet med modellen før GARCH-utvidelsen, men implementeringen av GARCH ser ut til å trekke bort noe av nytten vi får fra Markov-Switching modellen ved at den utvidede modellen sliter med regime-identifikasjon. Begge modeller er valgt inkludert på grunn av dette, og vi baserer den endelige konklusjonen på de samlede resultatene. For å undersøke oljen rolle har vi benyttet oljeprisen/avkastning som kontrollvariabel for å se om inklusjonen av denne variabelen har en betydelig effekt på de estimerte resultatene for forholdet mellom kronen og aksjemarkedene. Der finner vi at selv om oljen ser ut til å ha en konsistent, signifikant forklaringskraft for kronekursen mot valutaene i analysen, påvirkes resultater for det nevnte forholdet i relativt liten grad. Kronens naturlig hedge ser ut til å være sterkest og mest konsistent for Europa (euro), mens det for Sverige (svenske krone) ser ut til å være minst støtte for hypotesen. For USA (US

dollar) finner vi sterke bevis for et forhold mellom kronekursen mot USD og det amerikanske aksjemarkedet, men resultatene er tvetydige på forholdets fortegn, og derav om kronekursen mot USD har et naturlig hedge eller det motsatte. For Storbritannia (britiske pund) og Japan, finner vi sterke tegn til at kronen har et naturlig hedge i rolige tider, men ikke i urolige tider. Det samlede resultatet indikerer derav at det finnes god støtte for oppgavens hovedhypotese i flere av landene analysert, og at videre forskning på området kan være lovende.

Referanseliste

- Abdalla, I. S. A., & Murinde, V. (1997). Exchange rate and stock price interactions in emerging financial markets: Evidence on India, Korea, Pakistan and the Philippines. *Applied Financial Economics*, 7(1), 25–35. <https://doi.org/10.1080/096031097333826>
- Aggarwal, R. (1981). Exchange rates and stock prices: A study of the U. S. capital markets under floating exchange rates. *Akron business and economic review*, 12(3), 7–12.
- Ajayi, R. A., Friedman, J., & Mehdian, S. M. (1998). On the relationship between stock returns and exchange rates: Tests of granger causality. *Global Finance Journal*, 9(2), 241–251. [https://doi.org/10.1016/S1044-0283\(98\)90006-0](https://doi.org/10.1016/S1044-0283(98)90006-0)
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Akram, Q. F., & Holter, J. P. (1996). Dollarkursens effekt på oljeprisene – En empirisk analyse. *Norges Bank Penger og Kreditt*, 3, 195-206.
- Akram, Q. Farooq. (2000). *When Does the Oil Price Affect the Norwegian Exchange Rate?* (Working Paper Nr. 2000/8). Arbeidsnotat. <https://www.econstor.eu/handle/10419/209781>
- Akram, Q. Farooq. (2004). Oil prices and exchange rates: Norwegian evidence. *The Econometrics Journal*, 7(2), 476–504.
- Akram, Q. Farooq. (2006). PPP in the medium run: The case of Norway. *Journal of Macroeconomics*, 28(4), 700–719. <https://doi.org/10.1016/j.jmacro.2004.09.008>
- Bahmani-Oskooee, M., & Sohrabian, A. (1992). Stock prices and the effective exchange rate of the dollar. *Applied Economics*, 24(4), 459–464. <https://doi.org/10.1080/00036849200000020>
- Bernhardsen, T., & Røisland, Ø. (2000). Factors That Influence the Krone Exchange Rate. 143-151. <https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/handle/11250/2505003>
- Bjørkvik, L. H., Uppstad, B. H., & Mork, K. A. (1998). PÅVIRKES KURSEN PÅ NORSKE KRONERAV VERDENSPRISEN PÅ RÅOLJE? *Norsk økonomisk Tidsskrift*, 112, 1–33.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Branson, W. H., & Henderson, D. W. (1985). Chapter 15 The specification and influence of asset markets. I R. W. Jones & P. B. Kenen (Red.), *Handbook of International Economics* (Bd. 2, s. 749–805). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1573-4404\(85\)02006-8](https://doi.org/10.1016/S1573-4404(85)02006-8)
- Brooks, C. (2019). *Introductory econometrics for finance* (4. utg.). Cambridge University Press.
- Chamberlain, S., Howe, J. S., & Popper, H. (1997). The exchange rate exposure of U.S. and Japanese banking institutions. *Journal of Banking & Finance*, 21(6), 871–892. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(97\)00002-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(97)00002-2)

- Chang, Y., Choi, Y., & Park, J. Y. (2017). A new approach to model regime switching. *Journal of Econometrics*, *196*(1), 127–143. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.09.005>
- Chkili, W., & Nguyen, D. K. (2014). Exchange rate movements and stock market returns in a regime-switching environment: Evidence for BRICS countries. *Research in International Business and Finance*, *31*, 46–56. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2013.11.007>
- Chuffart, T. (2015). Selection Criteria in Regime Switching Conditional Volatility Models. *Econometrics*, *3*(2), 289–316. <https://doi.org/10.3390/econometrics3020289>
- Dacco, R., & Satchell, S. (1999). Why do regime-switching models forecast so badly? *Journal of Forecasting*, *18*(1), 1–16. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-131X\(199901\)18:1<1::AID-FOR685>3.0.CO;2-B](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-131X(199901)18:1<1::AID-FOR685>3.0.CO;2-B)
- Davies, R. B. (1977). Hypothesis Testing When a Nuisance Parameter is Present Only Under the Alternative. *Biometrika*, *64*(2), 247–254. <https://doi.org/10.2307/2335690>
- Davies, Robert B. (1987). Hypothesis Testing when a Nuisance Parameter is Present Only Under the Alternatives. *Biometrika*, *74*(1), 33–43. <https://doi.org/10.2307/2336019>
- De Bock, R., & de Carvalho Filho, I. (2015). The behavior of currencies during risk-off episodes. *Journal of International Money and Finance*, *53*, 218–234. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2014.12.009>
- De Grauwe, P. (1996). International Money: Postwar Trends and Theories. I *OUP Catalogue*. Oxford University Press. <https://ideas.repec.org/b/oxp/obooks/9780198775133.html>
- Dimitrova, D. (2005). The Relationship between Exchange Rates and Stock Prices: Studied in a Multivariate Model. *Issues in Political Economy*, *14*.
- Dornbusch, R., & Fischer, S. (1980). Exchange Rates and the Current Account. *The American Economic Review*, *70*(5), 960–971.
- El Maabdi, H., & Guttorm, K. O. (2016). *A contemporary study of safe haven currencies*. <https://openaccess.nhh.no/nhh-xmlui/handle/11250/2432356>
- Elliott, G., Stock, J., & Rothenberg, T. (1996). Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root. *Econometrica*, *64*, 813–836. <https://doi.org/10.2307/2171846>
- Engel, C. (1994). Can the Markov switching model forecast exchange rates? *Journal of International Economics*, *36*(1), 151–165. [https://doi.org/10.1016/0022-1996\(94\)90062-0](https://doi.org/10.1016/0022-1996(94)90062-0)
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, *50*(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The Journal of Finance*, *48*(5), 1749–1778. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05127.x>
- Figlewski, S., & Wang, X. (2000). *Is the* (SSRN Scholarly Paper ID 1295834). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=1295834>

- Flatner, A. (2009). Norske kroner ingen trygg havn. 6. <https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/handle/11250/2558971>
- Flatner, A., Tornes, P. H., & Østnor, M. (2010). En oversikt over Norges Banks analyser av kronekursen. I 26 [Working paper]. Norges Bank. <https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/handle/11250/2507760>
- Frankel, J. (1983). *Economic Interdependence and Flexible Exchange Rates*. MIT Press.
- Gacinovic, S. (2019). *Er det en langsiktig sammenheng mellom den norske kronekursen og oljeprisen?* <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/10642/7649>
- Garcia, R. (1998). Asymptotic Null Distribution of the Likelihood Ratio Test in Markov Switching Models. *International Economic Review*, 39(3), 763–788. <https://doi.org/10.2307/2527399>
- Giles, D. (2013). *Robust standard errors for nonlinear models*. Hentet fra Davegiles.blogspot.com: <https://davegiles.blogspot.com/2013/05/robust-standard-errors-for-nonlinear.html>
- Granger, C. W. J., Huangb, B.-N., & Yang, C.-W. (2000). A bivariate causality between stock prices and exchange rates: Evidence from recent Asian flu ☆. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 40(3), 337–354. [https://doi.org/10.1016/S1062-9769\(00\)00042-9](https://doi.org/10.1016/S1062-9769(00)00042-9)
- Gray, S. F. (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regime-switching process. *Journal of Financial Economics*, 42(1), 27–62. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(96\)00875-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(96)00875-6)
- Griffin, J. M., & Stulz, R. (2001). International Competition and Exchange Rate Shocks: A Cross-Country Industry Analysis of Stock Returns. *Review of Financial Studies*, 14(1), 215–241.
- Guidolin, M. (2011). *Markov Switching Models in Empirical Finance* (Working Paper Nr. 415). IGIER (Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research), Bocconi University. <https://econpapers.repec.org/paper/igiigierp/415.htm>
- Habib, M. M., & Kalamova, M. M. (2007). Are there oil currencies? The real exchange rate of oil exporting countries. I *Working Paper Series* (Nr. 839; Working Paper Series). European Central Bank. <https://ideas.repec.org/p/ecb/ecbwps/2007839.html>
- Hamilton, J. D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle. *Econometrica*, 57(2), 357–384. <https://doi.org/10.2307/1912559>
- Hansen, B. E. (1992). The Likelihood Ratio Test Under Nonstandard Conditions: Testing the Markov Switching Model of GNP. *Journal of Applied Econometrics*, 7, S61–S82.
- Hossfeld, O., & MacDonald, R. (2015). Carry funding and safe haven currencies: A threshold regression approach. *Journal of International Money and Finance*, 59, 185–202. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2015.07.005>
- Ichiue, H., & Koyama, K. (2007). Regime Switches in Exchange Rate Volatility and Uncovered Interest Parity. I *Bank of Japan Working Paper Series* (Nr. 07-E-22; Bank of

- Japan Working Paper Series). Bank of Japan. <https://ideas.repec.org/p/boj/bojwps/07-e-22.html>
- Jorion, P. (1990). The Exchange-Rate Exposure of U.S. Multinationals. *The Journal of Business*, 63(3), 331–345.
- Kim, C.-J. (1994). Dynamic linear models with Markov-switching. *Journal of Econometrics*, 60(1), 1–22. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)90036-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)90036-1)
- Krolzig, H.-M. (1997). *Markov-Switching Vector Autoregressions: Modelling, Statistical Inference, and Application to Business Cycle Analysis*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-51684-9>
- Leonhardsen, M., & Iversen, S. (2015). Oljeprisens effekt på den norske kronekursen: En empirisk analyse av hvordan fluktuasjoner i oljeprisen har påvirket den norske kronekursen i perioden 1999 - 2015. 59. <https://nmbu.brage.unit.no/nmbu-xmlui/handle/11250/295109>
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*, 65(2), 297–303. <https://doi.org/10.2307/2335207>
- McCauley, R. N. (2012). *Risk-On/Risk-Off, Capital Flows, Leverage and Safe Assets* (SSRN Scholarly Paper ID 2117812). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=2117812>
- Meese, R. (1990). Currency Fluctuations in the Post-Bretton Woods Era. *Journal of Economic Perspectives*, 4(1), 117–134. <https://doi.org/10.1257/jep.4.1.117>
- Nieh, C.-C., & Lee, C.-F. (2001). Dynamic relationship between stock prices and exchange rates for G-7 countries. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 41(4), 477–490. [https://doi.org/10.1016/S1062-9769\(01\)00085-0](https://doi.org/10.1016/S1062-9769(01)00085-0)
- Ortiz, E., Sosa, M., & Cabello, A. (2018). Dynamic linkages between the stock market and exchange rate in Mila countries: A Markov regime switching approach. *Revista de Analisis Economico*, XXXIII, 57–74.
- Pan, M.-S., Fok, R. C.-W., & Liu, Y. A. (2007). Dynamic linkages between exchange rates and stock prices: Evidence from East Asian markets. *International Review of Economics & Finance*, 16(4), 503–520. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2005.09.003>
- Phylaktis, K., & Ravazzolo, F. (2005). Stock prices and exchange rate dynamics. *Journal of International Money and Finance*, 24(7), 1031–1053.
- Qu, Z., & Zhuo, F. (2021). Likelihood Ratio-Based Tests for Markov Regime Switching. *The Review of Economic Studies*, 88(2), 937–968. <https://doi.org/10.1093/restud/rdaa035>
- Ramasamy, B., & Yeung, M. C. H. (2005). THE CAUSALITY BETWEEN STOCK RETURNS AND EXCHANGE RATES: REVISITED. *Australian Economic Papers*, 44(2), 162–169. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8454.2005.00257.x>
- Ranaldo, A., & Söderlind, P. (2010). Safe Haven Currencies. *Review of Finance*, 14(3), 385–407.
- Reboredo, J. (2012). Modelling oil price and exchange rate co-movements. *Journal of Policy Modeling*, 34(3), 419–440.

- Richards, N., Simpson, J., & Evans, J. (2009). The Interaction between Exchange Rates and Stock Prices: An Australian Context. *International Journal of Economics and Finance*, 1(1), p3. <https://doi.org/10.5539/ijef.v1n1p3>
- Roubaud, D., & Arouri, M. (2018). Oil prices, exchange rates and stock markets under uncertainty and regime-switching. *Finance Research Letters*, 27, 28–33. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.02.032>
- Saskia, E. (2016). *Nonlinearities in the Relationship Between Oil Price Changes and Movements in the Norwegian Krone* (Research Report Nr. 18/2016). Staff Memo. <https://www.econstor.eu/handle/10419/210331>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Shazly, M. R. E. (1989). The Oil-Price Effect on The Dollar/Pound Rate of Exchange. *International Economic Journal*, 3(3), 73–83. <https://doi.org/10.1080/10168738900000022>
- Smales, L. A. (2016). Risk-on/Risk-off: Financial market response to investor fear. *Finance Research Letters*, 17, 125–134. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.03.010>
- Soenen, L. A., & Hennigar, E. S. (1988). An Analysis of Exchange Rates, and Stock Prices—The U.S. Experience between 1980 and 1986. *Akron Business and Economic Review*, 19, 7–16.
- Solheim, H. (2008). Virkninger av økt oljepris på norsk økonomi. 6. <https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/handle/11250/2558953>
- Solnik, B. (1987). Using Financial Prices to Test Exchange Rate Models: A Note. *The Journal of Finance*, 42(1), 141–149. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1987.tb02555.x>
- Thai Hung, N. (2020). Stock market volatility and exchange rate movements in the Gulf Arab countries: A Markov-state switching model. *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 11(9), 1969–1987. <https://doi.org/10.1108/JIABR-01-2020-0004>
- Tong, H. (1990). *Non-linear time series: A dynamical system approach*. Oxford University Press.
- Uddin, G., Tiwari, A., Mohamed, A., & Teulon, F. (2013). On the relationship between oil price and exchange rates: A wavelet analysis. *Economic Modelling*, 35, 502–507. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.07.035>
- Walid, C., Chaker, A., Masood, O., & Fry, J. (2011). Stock market volatility and exchange rates in emerging countries: A Markov-state switching approach. *Emerging Markets Review*, 12(3), 272–292.
- Yang, P., & Zhang, W. (2018). Research on Dynamic Relationship between Exchange Rate and Stock Price—Based on GARCH-in-Mean Model. *Journal of Service Science and Management*, 11(6), 720–726. <https://doi.org/10.4236/jssm.2018.116046>
- Yip, T. K. C. (2011). Effekten av oljepris på norske kroner. 57. <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/267381>

Datakilder

- Euronext. (2021). *Oslo Børs Benchmark Index*. Hentet fra live.euronext.com:
<https://live.euronext.com/nb/product/indices/NO0007035327-XOSL/market-information>
- Nasdaq. (2021). *OMXS30*. Hentet fra [nasdaqomxnordic.com](https://www.nasdaqomxnordic.com):
http://www.nasdaqomxnordic.com/indexes/historical_prices?Instrument=SE0000337842
- NBIM. (2021). Hentet fra <https://www.nbim.no/no/>
- Norges Bank. (2021). *Valutakurser*. Hentet fra [Norges-Bank.no](https://www.norges-bank.no): <https://www.norges-bank.no/tema/Statistikk/Valutakurser>
- NorskPetroleum. (2021). *Statens inntekter*. Hentet fra <https://www.norskpetroleum.no/>:
<https://www.norskpetroleum.no/okonomi/statens-inntekter/>
- U.S. Energy Information Administration. (2021). *PETROLEUM & OTHER LIQUIDS*. Hentet fra [eia.gov](https://www.eia.gov): <https://www.eia.gov/dnav/pet/hist/rbrteD.htm>
- Wall Street Journal. (2021). *Dow Jones U.S. Total Stock Market Index*. Hentet fra [wsj.com](https://www.wsj.com):
<https://www.wsj.com/market-data/quotes/index/DWCF/historical-prices>
- Wall Street Journal. (2021). *EURO STOXX 50 Index*. Hentet fra [wsj.com](https://www.wsj.com):
<https://www.wsj.com/market-data/quotes/index/XX/SX5E/historical-prices>
- Wall Street Journal. (2021). *FTSE 250 Index GBP*. Hentet fra [wsj.com](https://www.wsj.com):
<https://www.wsj.com/market-data/quotes/index/UK/MCX/historical-prices>
- Yahoo! Finance. (2021). *Nikkei 225*. Hentet fra Yahoo! Finance:
<https://finance.yahoo.com/quote/%5EN225/history/>

Appendiks

Appendiks 1

Implikasjoner av ikke-stasjonaritet

Enhver tidsserieanalyse bør vi oppmerksomhet til stasjonaritet og muligheten for mangelen av det i variablene som skal studeres. Dette er viktig fordi tilstedeværelsen av ikke-stasjonaritet kan dramatisk påvirke hvordan en variabel oppfører seg, hovedsakelig i tilfellet av et tilført sjokk. Et eksempel på et sjokk for en serie av en aksjepris kan være starten på Corona-pandemien – en uventet stor endring i aksjeprisens verdi som resultat av en kraftig endring i markedskonsensus om selskapets fremtidige inntjening. Teknisk sett kan et sjokk vises ved en endring i residualleddet til seriens prosess. Anta at en variabel, y , er gitt ved følgende AR(1)-prosess:

$$y_t = y_{t-1} + u_t$$

En viktig (og uønsket) egenskap denne serien har er at effekten av sjokket aldri dør ut. Den vil ha en permanent virkning på verdien i de påfølgende periodene. Vi kan eksempelvis se dette ved å anta at samme prosess kan skrives som:

$$y_t = by_{t-1} + u_t$$

Vi kan uttrykke prosessens første lag som:

$$y_{t-1} = by_{t-2} + u_{t-1}$$

Dersom vi setter y_{t-1} inn i y_t får vi:

$$y_t = b(by_{t-2} + u_{t-1}) + u_t = b^2y_{t-2} + bu_{t-1} + u_t$$

Hvis vi gjør dette for T antall lag får vi at:

$$y_t = b^{T+1}y_{t-(T+1)} + bu_{t-1} + b^2u_{t-2} + \dots + b^T u_{t-T} + u_t$$

Som for $b = 1$ kan uttrykkes som:

$$y_t = y_0 + \sum_{t=0}^{\infty} u_t \text{ når } T \rightarrow \infty$$

Og vi ser med det at sjokk gjennom u_t alltid vil ha en innvirkning på verdien til y når $b = 1$. Dette er et tilfelle av en prosess med en enhetsrot (Brooks, 2019, s.337-338). Prosesser kan også være integrert av høyere orden og ha flere enhetsrøtter.

Hvis tilfellet heller er at $b < 1$, vil prosessen være stasjonær, og ha den ønskede egenskapen av at effekten av et sjokk gradvis dør ut og prosessen beveger seg mot gjennomsnittet. Dette ser vi fordi når $b < 1$ vil $b^T \rightarrow 0$ når $T \rightarrow \infty$.

Appendiks 2

Figur 5.7.2: Resultater – MS-GARCH uten olje

	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
LR-stat	225.38*	234.24*	250.85*	388.26*	203.64*
Koef. Reg. 1					
e_{t-1}	0.183921*** (0.03530)	0.201747*** (0.04330)	0.233124*** (0.02733)	0.216773*** (0.03755)	0.222384*** (0.03665)
e_{t-2}			-0.0525767* (0.02751)		-0.0870011*** (0.03186)
r_t	-0.361255*** (0.03448)	-0.200814*** (0.01860)	-0.116048*** (0.01365)	-0.427267*** (0.01760)	0.0665185*** (0.01026)
r_{t-1}				0.0972734*** (0.02482)	
μ_1	0.0872766 (0.04390)	0.0184333 (0.04349)	0.0145010 (0.02393)	0.0614097 (0.04045)	-0.0298939 (0.02259)
d_1	253.00	167.00	76.37	739.00	74.75
σ_1	0.250455	0.218800	0.177006	0.238701	0.163042
p_{11}	0.997726	0.993237	0.965279	1.0000	0.97926
p_{12}	0.0022740	0.0067630	0.034721	0.00000	0.020741
α_1	0.0910213	0.144169	0.0507562	0.107520	0.0762728
β_1	0.865530	0.797591	0.897730	0.859439	0.867586
Koef. Reg. 2					
e_{t-1}	0.185407*** (0.04056)	0.229251*** (0.04057)	0.178754 (0.2492)	0.247069*** (0.03815)	0.381269** (0.1468)
e_{t-2}			-0.967000** (0.3935)		-0.155826** (0.06747)
r_t	0.0612819** (0.02440)	-0.035*** (0.01284)	0.330924** (0.1476)	0.0188790 (0.01969)	-0.146003*** (0.01957)
r_{t-1}				0.0133002 (0.01959)	
μ_2	-0.00336240 (0.04085)	-0.0185 (0.02510)	0.329688 (0.3857)	-0.0506653 (0.04428)	0.0568616 (0.05757)
d_2	238.00	219.00	1.17	721.00	17.00
σ_2	0.29997	0.587903	1.12724	0.284139	0.407132
p_{21}	0.0036683	0.006168	0.83426	0.0013853	0.072917
p_{22}	0.996332	0.993832	0.165742	0.998615	0.92708
α_2	0.0789027	0.104268	0.000000	0.103909	0.387030
β_2	0.846892	0.000000	0.659752	0.852222	0.359445

For LR-statistikken indikerer * signifikans i henhold til de kritiske verdiene/øvre grensene utviklet av Davies (1987), beregnet i OxMetrics 8

Figur 5.7.3: Testresultater – Q og Q² test for GARCH-modellene

MS-GARCH

Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes) - uten olje					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	15.737 (0.8973)	30.08 (0.1821)	12.496 (0.9737)	31.253 (0.1466)	19.405 (0.7301)
Q²	15.61 (0.9016)	21.686 (0.5980)	34.719 (0.0727)	28.776 (0.2287)	19.076 (0.747)

Ljung-Box Q og Q ² test (P-verdi i parentes) - med olje					
	USA	Europa	Storbritannia	Japan	Sverige
Q	23.351 (0.4992)	36.601 (0.0479)	12.272 (0.9767)	34.601 (0.0745)	22.553 (0.5463)
Q²	14.547 (0.9333)	26.936 (0.3075)	42.189 (0.0123)	24.747 (0.4196)	17.472 (0.8279)

Appendiks 3

Figur 6.2: – regimesannsynligheter for MS-GARCH med olje

