



Volatilitet i den norske kronen

En empirisk studie av faktorer som påvirket

volatiliteten i EURNOK-kursen i perioden 2008-2017

Prasanth Francisxavier og Jonas Sortland Fougner

Veileder: Professor Jan Tore Klovland

Master i økonomi og administrasjon - siviløkonom

Hovedprofil: Finansiell økonomi

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Dette selvstendige arbeidet er gjennomført som ledd i masterstudiet i økonomi og administrasjon ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at Høyskolen eller sensorer innestår for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommet eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Sammendrag

I denne utredningen har vi analysert volatiliteten i EURNOK-kursen for perioden 2008-2017. Svingningene har vært betydelig større etter finanskrisen på slutten av 2000-tallet enn før krisen inntraff. Vi har derfor studert årsakene til den høye volatiliteten som er observert de seneste årene, og forsøkt å sammenligne med årene før finanskrisen. Volatiliteten er beregnet ved GARCH-modellen, mens ulike økonometriske modeller er benyttet for å forklare svingningene.

Resultatene viser at det er flere forhold som har bidratt til den økte volatiliteten i EURNOK-kursen. Av disse er det rekordlave rentenivået både i Norge og eurosone sentrale, da lavt rentenivå har økt volatiliteten i valutamarkedet. Videre har norsk økonomi vært under større usikkerhet i tiårsperioden 2008-2017 enn tidligere. Det skyldes både finanskrisen og det kraftige oljeprisfallet som startet høsten 2014, men også internasjonale forhold.

I perioder der usikkerheten i økonomien tiltar har flere nøkkelvariabler endret karakter, noe som har bidratt til at volatiliteten i EURNOK-kursen har økt ytterligere. Oljeprisens store svingninger i tiårsperioden er en slik avgjørende faktor. I tillegg har inflasjonen i Norge steget, og det har økt volatiliteten.

Videre har vi sett at kronen selges i større grad enn den kjøpes av internasjonale aktører i usikre økonomiske tider, særlig under finanskrisen og det kraftige oljeprisfallet i 2014. Den norske kronen er en liten valuta som synes å være spesielt sårbar for usikre tider i markedet. I tryggere omgivelser, der usikkerheten i både norsk og internasjonal økonomi er lav, kjøpes kronen mer enn den selges, og den observerte volatiliteten er lavere.

I perioden 2008-2017 har det vært flere markedsoverraskelser og større usikkerhet i norsk og europeisk økonomi enn på starten av 2000-tallet. Det har medført at volatiliteten i EURNOK-kursen har vært uvanlig høy.

Forord

Denne utredningen er skrevet som en del av det femårige masterstudiet ved Norges Handelshøyskole, og er utarbeidet i hovedprofilen Finansiell økonomi. Vi bestemte oss tidlig for å skrive om et dagsaktuelt tema. Valutamarkedet er i skrivende stund mye omtalt i norske medier, og noe vi har funnet interessant å fordype oss i.

Gjennom dette arbeidet har vi både blitt mer interesserte i, og lært mer om, valuta og volatiliteten i markedet. Ved hjelp av kunnskap opparbeidet gjennom årene ved NHH har vi tilegnet innsikt i både teoretiske og praktiske aspekter rundt problemstillingen.

Vi vil først og fremst rette en stor takk til vår veileder, professor Jan Tore Klovland, for verdifulle innspill og synspunkter om oppgaven.

Videre vil vi takke DNB, ved Svein Rune Jordheim, for å ha introdusert oss for problemstillingen. Han har også bidratt med data, samt nyttige kommentarer og innspill til oppgaven som vi har satt stor pris på.

Bergen, desember 2018

Prasanth Francisxavier

Jonas Sortland Fougner

Innholdsfortegnelse

Sammendrag	ii
Forord	iii
Motivasjon for oppgaven	1
Bakgrunn for tema og problemstilling	2
Disposisjon	5
1. Introduksjon	6
<i>1.1 Valutamarkedet</i>	6
<i>1.2 Euroens inntog</i>	7
1.2.1 Fordeler ved innføringen av euro	8
1.2.2 Ulemper ved innføringen av euro	9
2. Teori	12
<i>2.1 Volatilitet</i>	12
<i>2.2 Monetær valutakursmodell og «news»</i>	13
<i>2.3 Tidsserier</i>	16
2.3.1 Linearitet	16
2.3.2 Ikke perfekt kollinearitet mellom forklaringsvariablene	16
2.3.3 Betinget populasjonsgjennomsnitt lik null	17
2.3.4 Homoskedastisitet	17
2.3.5 Ingen autokorrelasjon	17
2.3.6 Normalitet	18
<i>2.4 Andre statistiske kjennetegn ved finansielle tidsserier</i>	18
2.4.1 Skjevhet	18
2.4.2 Stasjonaritet	19
2.4.3 Endogenitet	20
<i>2.5 OLS-tester ved tidsserier</i>	20
2.5.1 VIF-test for multikollinearitet	21
2.5.2 Breusch-Pagan-test for homoskedastisitet	21
2.5.3 Dickey-Fuller-test for stasjonaritet	21
2.5.4 Johansen-test for kointegrasjon	22
2.5.5 Durbin-Watson-test for autokorrelasjon	23
2.5.6 Jarque-Bera-test for normalfordelte residualer	24

2.5.7 Endogenitetstest	24
2.6 Feilspesifikasjon	24
3. Modeller	26
3.1 ARCH-modellen	26
3.2 GARCH-modellen	27
3.2.1 Hvordan GARCH fungerer	28
3.2.2 Maximum Likelihood Estimation	30
3.2.3 Valg av gårsdagens varians	31
3.2.4 Hvilken type (G)ARCH-modell burde benyttes?	31
3.2.5 Svakheter ved GARCH-modellen	32
3.3 VAR-modellen	32
3.3.1 Informasjonskriterier	34
3.3.2 Kausalitet	34
3.3.3 Granger-kausaltet	35
3.4 VEC-modellen	36
4. Empirisk metode	39
4.1 Fremgangsmåte	39
4.1.1 GARCH-resultatene	39
4.1.2 Forklare volatiliteten	42
5. Forklaringsvariabler som er blitt vurdert	43
5.1 Vår hypotese	43
6. Forklaringsvariablenes effekt på økonomien	46
6.1 Sentrale variabler inkludert i regresjonene	46
6.1.1 Renter	46
6.1.2 Oljepris	47
6.1.3 VIX	49
6.1.4 Inflasjon	50
6.1.5 Handelsvolum	50
6.1.6 Oslo Børs	50
7. Resultater fra OLS	52
7.1 Resultater fra testene	52
7.2 Regresjonsutskrift	53
7.3 Regresjon 1	55

7.3.1 Endring i rentenivået i Norge	55
7.3.2 Rentenivået i eurosonen	56
7.3.3 Absoluttendring i oljeprisen	57
7.3.4 Handelsvolum i norske kroner	58
7.3.5 VIX-indeksen	60
7.3.6 Tidligere volatilitet	61
7.4 Regresjon 2	62
7.4.1 Endring i OSEBX	62
7.4.2 Absoluttendring i arbeidsledigheten	63
7.5 Regresjon 3	64
7.5.1 Styringsrenten	64
7.5.2 Absoluttendring i EURUSD-kursen	66
7.6 Regresjon 4	66
7.6.1 Absoluttendring i handelsvolum	66
7.6.2 Absoluttendring i inflasjon	67
7.7 Regresjon 1-4 oppsummert	68
8. Ytterligere regresjoner	70
8.1 Regresjon 5	73
8.1.1 Rentemøte	73
8.1.2 Sesongvariasjon	73
8.1.3 Endring i oljeprisen	74
8.1.4 Endring i inflasjonen	75
8.2 Regresjon 6	76
8.2.1 Renteendring i måneden før	77
8.2.2 Endring i EURUSD-kursen	77
8.2.3 Bruttokjøp av norske kroner	78
8.2.4 Absoluttendring av bruttokjøp	78
8.3 Regresjon 7	79
8.3.1 Renteendring i eurosonen	79
8.3.2 Renteendring i eurosonen i måneden før	79
8.3.3 Endring i industriproduksjon	80
8.4 Regresjon 5-7 oppsummert	82
9. GARCH-modellens robusthet	83
10. VAR-modell og Granger-kausaltet	85

<i>10.1 Spesifikasjoner</i>	85
<i>10.2 Resultater fra Granger-kausaltetstest</i>	87
<i>10.3 Svakheter ved Granger-kausaltet</i>	88
11. Resultater fra VEC-modellen	89
<i>11.1 Testing av stabilitet</i>	93
<i>11.2 Autokorrelasjon og normalitet i feilledd</i>	94
12. Ikke-kvantifiserbare årsaker	95
<i>12.1 Mer maskinhandel</i>	95
<i>12.2 Politisk uro</i>	96
<i>12.3 Investorene går i flokk</i>	96
13. Konklusjon	98
14. Avsluttende kommentarer	99
15. Litteraturliste	100
16. Appendiks	106
<i>16.1 Do-filer</i>	106
<i>16.2 Tabeller</i>	112
<i>16.3 Figurer</i>	117

Motivasjon for oppgaven

Valutakursen er et tema som påvirker mange reisende. «Hvor mye får vi egentlig for 1000 kroner nå?», kan være et spørsmål mange stiller seg på vei til flyplassen. Men hva er det som egentlig driver kursen og gjør den så mottakelig for endringer fra time til time? Perioden etter finanskrisen har vært spesielt volatil for den norske kronen, og vi har valgt å undersøke årsakene til dette mot den europeiske fellesvalutaen euro som ble introdusert i 1999.

Vi ble presentert for denne oppgaven av DNB i mars 2018 og fattet umiddelbart interesse for temaet. Vi syntes det ville være interessant å finne forklaringsvariabler som kan forklare den økte volatiliteten som er observert i EURNOK-kursen. Gjennom våre fire første år ved NHH har vi begge fattet interesse for valutamarkedet, og derfor tror vi det vil være motiverende og lærerikt å skrive en masteroppgave om dette.

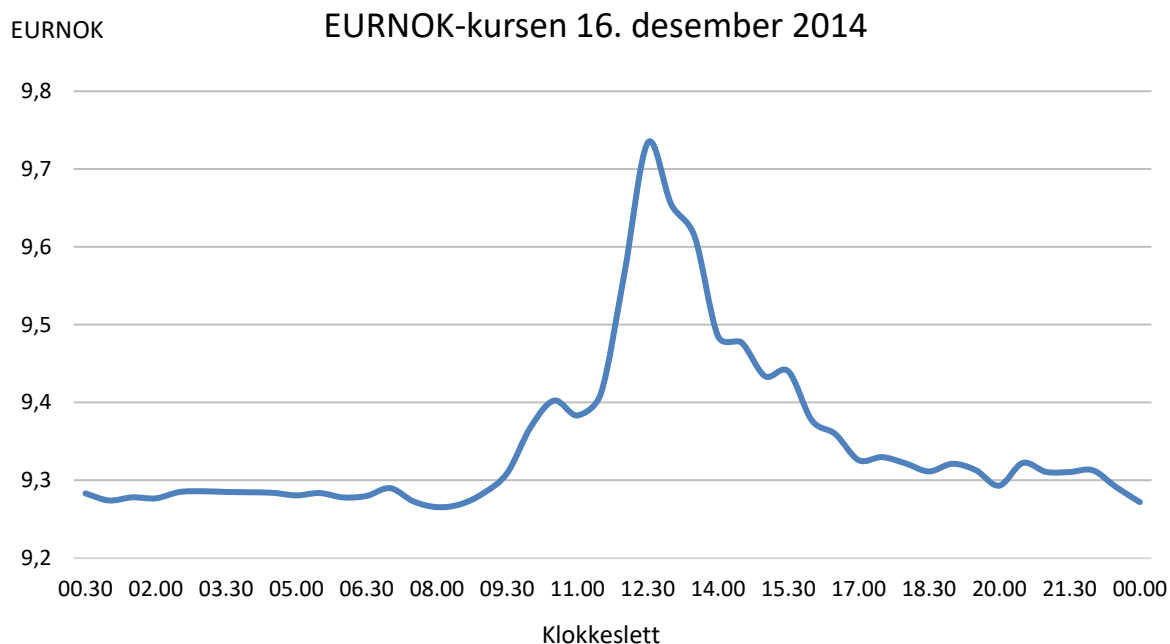
Valutamarkedet er i tillegg et svært dagsaktuelt tema, som i skrivende stund er mye omtalt i norske medier. Det skyldes at den norske kronen for tiden er svak i forhold til det enkelte hevder fundamentale økonomiske signaler skulle tilsi. I 2018 har den økonomiske utviklingen i Norge vært god, og arbeidsledigheten er igjen lav etter at mange ble arbeidsledige i kjølvannet av det kraftige oljeprisfallet høsten 2014. Det vil normalt lede til at den norske kronen appresierer, men til stor glede for norske eksportbedrifter har kronen vært på rekordlave nivåer mot en rekke valutaer det inneværende året, euroen inkludert.

Vi vil i denne oppgaven imidlertid ikke fokusere på hvorfor den norske kronen har vært svak i 2018, men heller på årsakene til svingningene kronen blir utsatt for. Volatiliteten i EURNOK-kursen har vært langt høyere etter finanskrisen enn før krisen inntraff. Vi har derfor satt et skille ved 2008. Da denne oppgaven utarbeides høsten 2018, settes det strek for perioden ved slutten av 2017, ettersom data for de ulike variablene for hele 2018 ikke er tilgjengelig på nåværende tidspunkt. Perioden som undersøkes blir derfor 2008-2017, og vi skal her forsøke å forklare hvorfor kronen har svingt så betydelig mot euro dette tiåret sammenlignet med tidligere år. Dette er altså vår problemstilling i oppgaven.

Bakgrunn for tema og problemstilling

- Det er en total kollaps i norske kroner. Det minner mistenkelig om det som skjedde høsten 2008. Det er helt vilt, sa sjeføkonom Bjørn-Roger Wilhelmsen i Nordkinn Asset Management til Dagens Næringsliv den 16. desember 2014 (DN, 2014).

Klokken 09:00 den 16. desember 2014 kostet én euro 9,28 kroner. Denne dagen skulle vise seg å bli EURNOK-kursens hittil mest volatile intradag¹ i løpet av euroens drøye 20 års levetid. Da norske arbeidere gikk til lunsj klokken 11:30 måtte en ut med 9,41 kroner for én euro, men bare én time senere hadde kronen svekket seg ytterligere 32 øre til en kurs på 9,73 kroner. På det høyeste var kursen oppe i 9,89 kroner den 16. desember, men kronen hentet seg kraftig inn igjen og sluttkursen endte til slutt på drøye 9,29 kroner, under to øre unna det den startet på den aktuelle dagen. Graf 1 viser EURNOK-kursen gjennom dagen med oppdaterte kurser for hver halvtime i løpet av døgnet 16. desember 2014. Grafen viser imidlertid ikke toppunktet på 9,89 kroner per euro, ettersom dette inntraff på et tidspunkt mellom to observasjoner. Svingningene i kursen denne dagen er dermed enda større enn det som gis uttrykk for under.



Graf 1 - EURNOK-kursen 16.12.2014. Kilde: DNB

Det mest oppsiktsvekkende med de kraftige svingningene i EURNOK-kursen denne dagen er at volatiliteten ikke skyldtes noen kraftige markedsdrivende nyheter. Norske valutaekspertes

¹ Innenfor samme dag

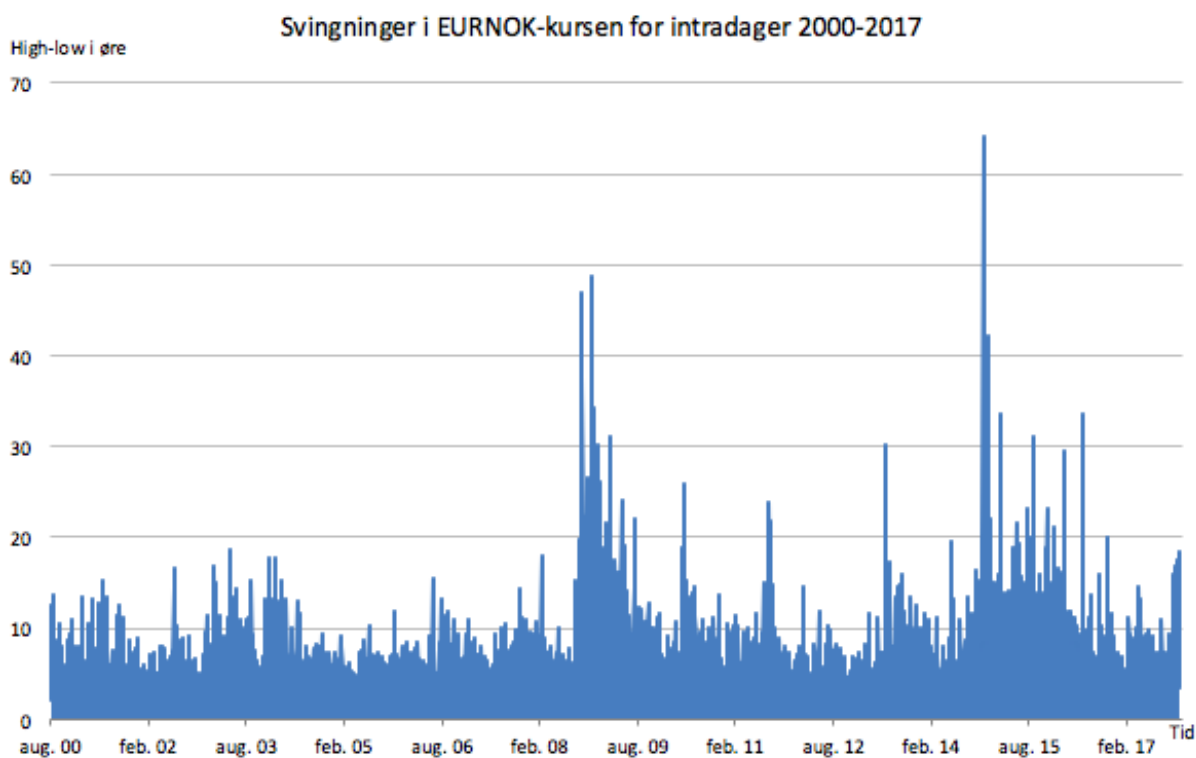
uttalte imidlertid i mediene at valutakrisen som herjet i Russland på den tiden var hovedårsaken, og at den smittet over på andre råvarevalutaer, som den norske kronen (DN, 2014). Oljeprisen falt kraftig utover høsten 2014 (og etter hvert videre i 2015), samtidig som desember normalt er en måned med lite likviditet i kronemarkedet ettersom investorene i hovedsak har gjort seg ferdig med handelen før jul. Dette er faktorer som i teorien vil føre til en svekkelse av kronen, noe som delvis forklarer det kraftige kronefallet som ble observert på formiddagen og tidlig på ettermiddagen den 16. desember 2014. Dette forklarer likevel ikke hvorfor denne dagen kjennetegnes som den norske kronens hittil største «flash crash»².

- Det er vanskelig å beskrive bevegelsene i kronen den seneste tiden som noe annet enn panikk, sa valutaanalytiker Magne Østnor i DNB i en presentasjon i kjølvannet av de kraftige kronebevegelsene i desember 2014 (DN, 2014). Panikken var bred også i etterkant av 16. desember. Dagen etter, 17. desember, er den dagen med femte høyest svingning i EURNOK-kursen i perioden 2008-2017 med nær 42 øres differanse mellom høyeste og laveste kurs. Heller ikke denne dagen var det noen store overraskelser i nyhetsbildet, men i dette tilfellet var det drøye 15 øres forskjell mellom «open»- og «close»-verdien til EURNOK-kursen.

Denne utviklingen er åpenbart både interessant og viktig for norsk økonomi, ettersom norsk utenrikshandel er av vesentlig betydning og valutasvingninger har stor påvirkning på norske eksport- og importbedrifter. Et ytterligere interessant moment er at Norges Bank i den aktuelle perioden 2008-2017 har hatt «å bevare kronens verdi» som en del av mandatet sitt. Vi ønsker derfor i denne studien å undersøke årsakene til denne utviklingen.

Den norske kronen har etter finanskrisen hatt 50 dager med over 20 øres svingninger mot euroen. Det skjedde kun én dag før nevnte krise. Dette har vi bitt oss merke i og funnet verdig å studere videre. Å finne ulike faktorer påvirkning på kronen og volatiliteten synes interessant, og ved hjelp av forskjellige modeller forsøker vi å utrede dette. I graf 2 presenterer vi differansen mellom høyeste og laveste kurs for hver dag fra august 2000 til desember 2017, målt i øre. Vi ser et tydelig skille rundt finanskrisen i 2008, med langt større svingninger i siste halvdel av grafen.

² Kronen svekket seg først kraftig, før den hentet seg inn igjen samme dag



Graf 2 - Daglige svingninger i EURNOK-kursen. Kilde: DNB

Graf 2 illustrerer problemstillingen for denne oppgaven, men formålet er imidlertid ikke å forklare hver av disse enkeltdagene, men snarere å finne sammenhengene i de ulike periodene. Vi kommer her til å studere volatiliteten fra måned til måned istedenfor dag til dag. Ved å eventuelt oppklare hvordan den økte volatiliteten i EURNOK-kursen har oppstått, vil det potensielt hjelpe fremtidig analyse til å predikere hvordan svingninger i valutamarkedet oppstår og arter seg. Dette vil videre kaste lys over hva som har endret seg før og etter finanskrisen.

Disposisjon

I denne studien ønsker vi å belyse hvorfor og hvordan den norske kronen har vært så volatil i perioden januar 2008 til desember 2017. Dette ønsker vi å gjøre ved å studere den norske kronen mot den felleseuropeiske valutaen euro. Utfallsrommet i EURNOK-kursen etter finanskrisen mot slutten av 2000-tallet er nær det dobbelte av det som var tilfelle før finanskrisen. Mens det kun var én dag med mer enn 20 øres svingning i EURNOK-kursen i løpet av en enkeltdag før 2008, har det vært 50 dager med svingninger over 20 øre mellom 2008 og 2017. Videre er 20 av disse dagene fra 2010 og utover, altså lenge etter at den akutte fasen av krisen var over.

For å klarlegge svingningene vil vi i denne studien benytte volatilitetsmodellen GARCH³. Modellen beregner volatilitetsverdier for gitte tidsperioder og disse kan deretter benyttes som avhengig variabel i en regresjon. Vi bruker GARCH-modellen, som senere vil forklares i detalj, til å beregne daglige volatilitetstall basert på EURNOK-kursen for dagene i 2008 til 2017. Vi regner så ut månedlige volatilitetsvariabler og ser nærmere på potensielle forklaringsvariabler ved hjelp av månedlige data. Eksempelvis vil vi ta gjennomsnittet av oljeprisen for de daglige spot-prisene hver dag i januar 2008 som mål på oljeprisen i januar 2008. Slik vil vi gjøre det for de resterende 119 månedene i datasettet for samtlige forklaringsvariabler som benyttes.

Før GARCH-modellen forklares nærmere og resultatene presenteres i analysen, vil imidlertid teorien som benyttes i denne studien beskrives. Teori om valutamarkedet, euroen, volatilitet og økonometri vil belyses. Videre vil vi presentere økonometriske modeller, noe som gir grunnlag både for å beskrive og forklare sammenhenger. Etter teoridelen vil vi analysere årsaker til volatiliteten i EURNOK-kursen i tiårsperioden og konkludere hvorvidt de ulike variablene vi har studert har påvirket volatiliteten. Avslutningsvis oppsummerer og konkluderer vi med våre funn.

³ Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity

1. Introduksjon

1.1 Valutamarkedet

«Valuta, (...) et lands myntenhet. For eksempel er den norske kronen Norges valuta. Valuta betegner også utenlandske betalingsmidler eller fordringer på utlandet» (SNL, 2018).

Valutamarkedet er det desidert største markedet i verden og daglig omsettes det for om lag 5100 milliarder dollar (Bloomberg, 2018). All handel mellom land som ikke opererer med samme valuta innebærer en valutahandel. Hver dag gjennomføres det utallige transaksjoner i valutamarkedet, det være seg renter på obligasjoner, kjøp av utenlandsk valuta eller til sikringsformål. For ikke å påvirke valutakursens retning i stor grad er vi avhengig av god likviditet – og følgelig kan vi si at global handel er avhengig av at valutamarkedet fungerer tilstrekkelig. Fordelen med et likvid marked er at store ordre kan gjennomføres raskt uten at det forekommer store prisendringer.

Spekulering i valutahandel må alltid inneha to valutaer, også kjent som et valutakryss. Det betyr at en ikke kan basere analyser på at eksempelvis euroen skal svekke seg, det må være i forhold til en annen valuta. De tre valutaparene som i dag omsettes mest er EUR/USD, USD/JPY og GBP/USD⁴ (Countries of the World, 2018).

I aller enkleste form er det forskjellen mellom tilbud og etterspørsel som driver valutakursene opp og ned. Om tilbudet er større enn etterspørselen vil valutaen depresiere og vice versa. I tillegg er det allment akseptert at flere faktorer i samspill også styrker og svekker kursene, hvorav renter, inflasjon og politisk uro kanskje er de tre mest fremtredende (The Telegraph, 2017). Videre er markedpsykologi, det vil si forventningen til landets økonomi, trolig det som er mest relevant da store deler av valutahandel forekommer som spekulasjon.

Federal Reserve Bank of New York (1993) deler inn valutamarkedet i fire forskjellige grupper:

- Banker og andre finansielle institusjoner: Denne gruppen er den største aktøren, og rundt to tredjedeler av omsetningen i valutamarkedet forekommer som handel mellom finansielle institusjoner i det som kjennetegnes som interbank-markedet.

⁴ EUR = euro, USD = amerikansk dollar, JPY = japansk yen og GBP = britisk pund

- Sentralbanker: Denne gruppen handler på vegne av myndighetene. Et eksempel på formålene er Norges Banks handel av valuta for å dekke det nasjonale behovet i Statens Pensjonsfond Utland, samt øke valutalikviditeten til norske banker.
- Meglere: Her finner vi mellomleddene i valutahandler. Deres oppgave er å fremskaffe de beste kursene for oppdragsgiverne; høyest kurs ved salg, og lavest kurs ved kjøp.
- Kunder: Dette er som oftest store selskap som trenger den utenlandske valutaen til å gjøre handler og investeringer. Her kan den største gruppen av kunder inneha egne meglerbord for å ta hånd om valutaene. I denne kategorien finner vi også privatkunder, som behøver den utenlandske valutaen når de eksempelvis skal på ferie utenlands.

1.2 Euroens inntog

Et fellesøkonomisk samarbeid mellom landene i Europa ble en økende ambisjon for flere av de store landene på kontinentet mot slutten av 1960-tallet. Det var imidlertid flere politiske og økonomiske hindringer som gjorde at innføringen av euro tok tid. Få land følte seg forpliktet til å sette et euro-samarbeid på dagsorden, samtidig som turbulens i de internasjonale markedene medførte at aktørene mente det var vanskelig å få gjennomført et felles økonomisk pengesystem på tvers av landegrenser (European Commission, 2018).

Mot slutten av 1970-tallet kom et gjennombrudd for introduksjonen av det vi i dag kjenner som euro. For å redusere kurssvingningene mellom valutaene i EF (tidligere betegnelse på EU), og for å oppnå monetær stabilitet i Europa, ble «European Exchange Rate Mechanism» (ERM) innført i 1979. Det var et økonomisk system som ble begynnelsen på en felleseuropeisk valuta. EF opprettet samtidig regne- og valutaenheten European Currency Unit (ECU) som et gjennomsnitt av verdien til ulike europeiske valutaer. ECU ble aldri iverksatt som en fungerende valuta, men verdien fungerte som en målestokk. Medlemsstatene ble pålagt en grense for hvor høy inflasjon de kunne ha i forhold til verdien av ECU. Først den 1. januar 1999 ble ECU erstattet av euro slik vi kjenner den i dag, og ERM ble samtidig avskaffet (European Commission, 2018).

Under et EF-toppmøte i Madrid i juni 1989 ble det nedsatt en komité som skulle foreslå en plan for gjennomføringen av «Economic Monetary Union» (EMU). Komitéen foreslo at gjennomføringen skulle foregå over tre etapper.

Første etappe er kjent som Maastricht-traktaten. Gjennom traktaten ble EMU en formell målsetting i medlemslandene. Traktaten fremsatte økonomiske kriterier som medlemmene

måtte følge, knyttet til inflasjon, rentenivå, valuta og offentlige finanser. Maastricht-traktaten trådte i kraft i november 1993.

Det økonomiske monetære institutt ble opprettet i januar 1994 og innledet andre etappe av EMU. Dette var forløperen til Den europeiske sentralbanken (ECB). Deres oppgave var å koordinere samarbeidet mellom sentralbankene i de elleve første medlemslandene som skulle innføre euro. ECB ble formelt opprettet i juni 1998 i Frankfurt, noe som ble avslutningen på andre etappe. Tredje etappe var å sette myntenheten ut i livet (European Commission, 2018).

Fra 1. januar 1999 til 1. januar 2002 var euro kun et elektronisk betalingsmiddel for de elleve landene som først fikk euroen innført. Fra 2002 ble euro lansert i form av mynter og sedler. Disse er de eneste lovlige betalingsmidlene i medlemslandene som har sluttet seg til den felles myntenheten. Eurosonen består i dag av 19 medlemsstater. ECB, med hovedsete i Frankfurt, er ansvarlig for euroens rentefastsettelse, samt utstedelse av mynter og sedler. Euro er i dag den valutaen som handles mest i verden etter amerikanske dollar (SNL, 2018).

1.2.1 Fordeler ved innføringen av euro

Euroens inntog har gitt flere fordeler. Å reise mellom eurolandene er blitt enklere både for privatpersoner og forretningsreisende ettersom det ikke lenger er nødvendig å veksle penger. Enda viktigere er det imidlertid at valutarisikoen i forbindelse med handel mellom eurolandene er fjernet. Prisene på tvers av eurolandene blir dermed mer åpne, noe som øker konkurransen. Det gir forutsigbarhet for eksportører og importører, samt at de slipper å beregne valutaforsikringer. At det blir enklere å sammenligne priser gjør det lettere for bedrifter og husholdninger å utnytte ressursene sine bedre. Samtidig tilbyr innføringen av euro en felles regnskapsenhet for bedrifter som opererer i ulike land som nå omfattes av eurosonen (SSB, 2003).

I kapitalmarkedet ble de positive effektene gjennom introduksjonen av euro tidlig bemerket. Statsobligasjoner for alle euroland ble allerede i 1999 denominert over i euro. Et større og mer likvid marked for euro-papirer gjør det enklere å legge ut store lån uten at renten stiger. Samtidig ble fusjoner og oppkjøp enklere å gjennomføre på tvers av landegrensler. Euroens introduksjon bidrar til at bedrifter i større grad går rett til långivere ved salg av obligasjoner og aksjer, noe som medfører at bankenes rolle blir relativt mindre. Investeringer i andre euroland vil også bli vesentlig forenklet og internasjonal handel vil etter alle solemerker øke.

Et ytterligere moment som ble forbedret ved innføringen av euro er at det forhindrer spekulasjon mot et lands valuta. Et stort problem før euro ble innført var eksempelvis at landene endret egne valutakurser for å tilfredsstille deres kortsiktige behov. Samtidig forventet de at andre land skulle anerkjenne de økende, urealistiske valutakursene. Euro har dermed fjernet mye av politikken forbundet med de europeiske valutamarkedene, noe som forenkler vekst i handelen mellom landene (Isachsen, 2001).

1.2.2 Ulemper ved innføringen av euro

Euroens opprettelse har imidlertid også medført flere ulemper. For de politiske myndighetene mister hvert enkelt euroland muligheten til å benytte renten som et stabiliseringspolitisk virkemiddel⁵, da landene er nødt til å ha et felles rentenivå ved bruk av samme valuta. Den europeiske sentralbanken setter rentenivået. Samtidig inngikk landene også en vekst- og stabilitetspakt da euroen ble innført. Den setter klare grenser for hvor mye de offentlige utgiftene kan økes med, eventuelt hvor mye skattene kan reduseres.

Eurosonen har i tillegg hatt vesentlige «gratispassasjerproblemer». Valutaunionen er basert på «frihet under ansvar», det vil si at ingen regjering kan tillate at en annen regjering øker kraftig i utgiftene for å løse en vanskelig økonomisk situasjon. Landet vil da bevilge seg en vekst andre regjeringer avstår fra, og blir i så måte gratispassasjer i forhold til regjeringene som holder igjen pengebruken. Stabilitetspakten er ment for å løse dette, men ordningen har hatt vesentlige utfordringer (Binnendijk, 2016).

Gratispassasjerproblemet er en utfordring som har skapt stor debatt. Investor Warren Buffet sa i et intervju med CNBC i mars 2011 at en kollaps i euro ikke var utenkelig, nettopp på grunn av gratispassasjerer (E24, 2011). Han viste til at en situasjon med tre til fem land som ikke bidrar til samarbeidet ville lede til en oppløsning av valutaunionen. Historien har vist at dette foreløpig ikke har skjedd, men euroen har utvilsomt vært under stor diskusjon og hatt sine utfordringer.

De ulike eurolandene vil videre tidvis ha ulike behov. Der økonomien i Tyskland eksempelvis har gått godt det seneste tiåret, kan ikke grekerne vise til lignende resultater. Det impliserer at ulike økonomiske virkemidler ideelt sett burde iverksettes i de forskjellige landene.

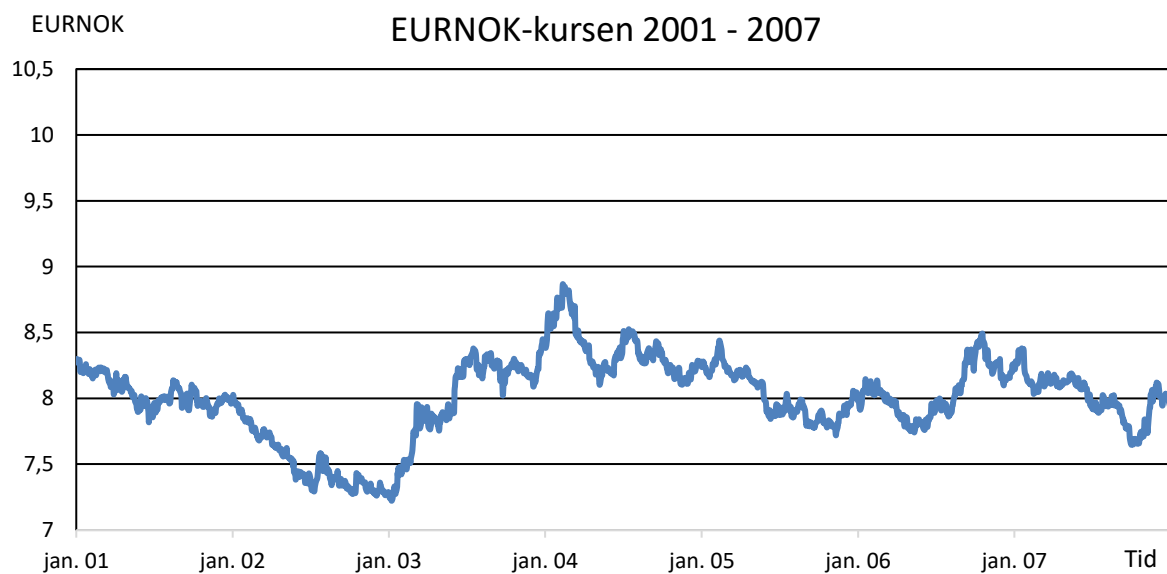
⁵ Utjevne sterke økonomiske konjunktursvingninger

Handlingsrommet for landenes myndigheter er derfor sterkt redusert når det oppstår asymmetriske sjokk i eurosonen.

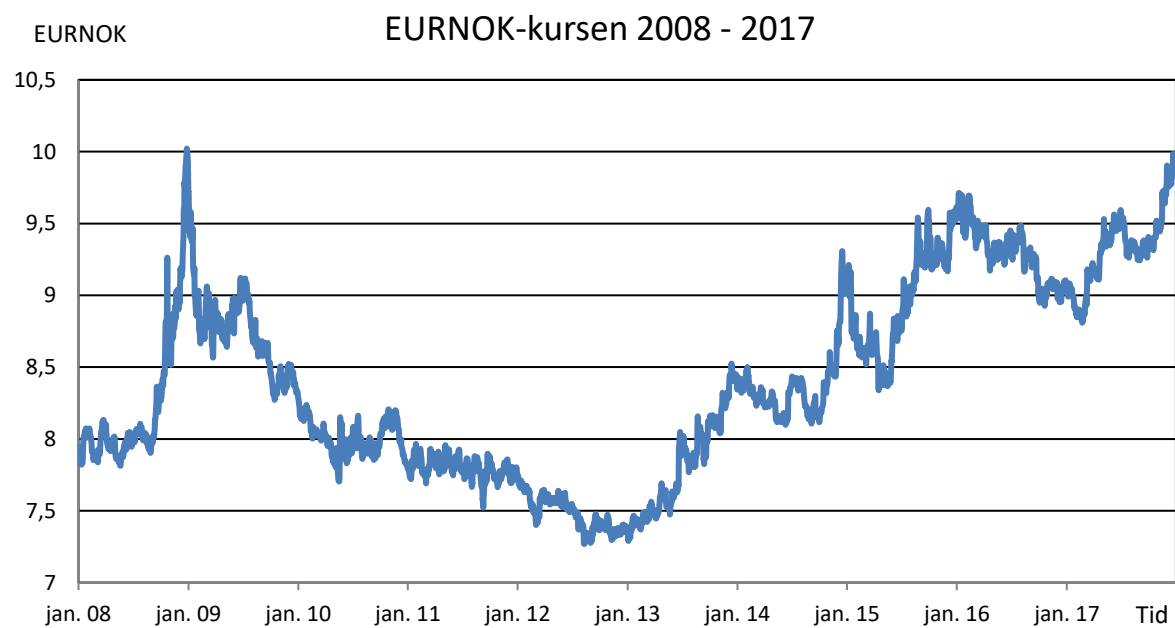
En annen ulempe er at land med euro som valuta ikke har muligheten til å justere valutakursen etter hendelser på verdensmarkedet som rammer det aktuelle landet i særskilt grad. Dersom et lands konkurransevne overfor utlandet svekkes betraktelig, kan ikke landet eksempelvis devaluere valutaen for å gjøre innenlandske produkter billigere for utlendinger.

Med euro forsvinner dermed muligheten til å sette individuelle rentenivåer tilpasset hvert enkelt land for å påvirke valutakursen. I tillegg mister en stabilitet og forutsigbarhet, og det åpnes for spekulasjon og innenlandske konflikter over pengepolitikken. Til slutt er folket og politikerne nødt til å balansere kryssende hensyn og velge det systemet med størst samfunnsmessig gevinst. Det krever innsikt i underliggende økonomiske mekanismer og informasjon om virkningene av ulike valutaregimer. I dag er det 19 medlemsstater som har innført euro. Våre skandinaviske naboer, Sverige og Danmark, er eksempler på EU-land som ikke har innført euro. Storbritannia, som i skrivende stund forhandler om Brexit-avtalen, innførte heller aldri euro så lenge de var EU-medlem.

Graf 3 viser utviklingen i EURNOK-kursen fra 2001 til 2007. Vi ser samtidig av graf 4 at utfallsrommet fra 2008 til 2017 var betydelig større enn fra 2001 til 2007.



Graf 3 - EURNOK-kursen 2001 - 2007. Kilde: DNB



Graf 4 - EURNOK-kursen 2008 - 2017. Kilde: DNB

2. Teori

2.1 Volatilitet

I finansiell teori er risiko et av de mest fundamentale begrepene. Uansett hvilke investeringer det er snakk om, det være seg i valutamarkedet, verdipapirmarkedet eller andre finansielle instrumenter, er det høyst sannsynlig et innslag av risiko omkring disse. En idé innenfor finansverdenen er at investorer skal ha kompensasjon for risikoen de tar på seg, og det gjør at konseptet er rådende i alle beslutninger rundt investeringer. Det finnes ulike måter å måle risiko på, men én av disse er volatilitet (Bodie, Kane, & Marcus, 2014).

Volatilitet omtales som et statistisk mål på spredningen på avkastningen for et gitt finansielt instrument, eventuelt svingninger i valutakurser. Det kan beregnes ved hjelp av standardavvik eller varians, og jo høyere volatilitet, jo høyere risiko er det. Ettersom vi ikke kan se de forventede verdiene i praksis må disse beregnes. Dette kan gjøres ved å estimere variansen, nærmere bestemt den historiske variansen, og eventuelt ta kvadratroten for å finne standardavviket.

Volatilitet er ofte assosiert med store svingninger den ene eller andre veien. Høyere volatilitet innebærer at verdiene potensielt kan spres over et større spenn. Det betyr at de kan endres dramatisk over en kort tidsperiode. Lav volatilitet medfører derimot at aktivumets fluktasjoner, eller valutakursens svingninger, ikke er dramatiske og snarere at det tenderer til å være mer stabilt.

Et annet mål på volatilitet er et aktivums beta-verdi. Beta beregner volatiliteten av et aktivum mot svingningene til en gitt, relevant referanseverdi. Eksempelvis vil en valuta med beta-verdi lik 1,1 historisk ha beveget seg 110 prosent for hver 100 prosents bevegelse i referanseverdien (Investopedia, 2018). Det er imidlertid mer vanlig å beregne volatilitet med varians og standardavvik, noe vi også vil gjøre i denne studien.

Volatilitetsklynger beskriver fenomenet der store prisendringer har en tendens til å bli etterfulgt av store endringer, mens perioder med små prisendringer ofte etterfølges av perioder med tilsvarende små endringer (Mandelbrot, 1963). Av dette kan det tolkes at volatilitetsestimeringen burde ta hensyn til at volatilitet er tidsvarierende. I vårt tilfelle innebærer dette at perioder med høy volatilitet i valutakursen ofte etterfølges av perioder med høy volatilitet. Volatiliteten synes derfor fra teorien delvis å kunne forklares av tidligere volatilitet. Det er noe vi vil komme tilbake til i senere deler av analysen.

Målet ved volatilitetsanalyse er i hovedsak å forklare de bakenforliggende årsakene til at volatilitet oppstår. Volatilitet kan anses som en respons på nyheter som overrasker markedet. Det kan imidlertid også oppstå som følge av bølger av nyheter fra andre steder. Eksempelvis kan bevegelser i det amerikanske aksjemarkedet eller den amerikanske dollaren skje som følge av nyheter fra det asiatiske markedet tidligere på dagen, så vel som volatilitet observert i USA dagen før. Dette omtales gjerne som hetebølge-effekter (Engle, 1982).

2.2 Monetær valutakursmodell og «news»

En standardmodell innen internasjonal finans er den monetære valutakursmodellen (Frankel & Rose, 1995). Den baserer seg på makroøkonomiske størrelser, og det antas at valutakursen bestemmes av det relative tilbudet og etterspørselen etter den spesifikke valutaen. Frankel og Rose beskriver denne modellen basert på relasjonen mellom pengemarkedslikevekt, kjøpekraftsparitet og udekket renteparitet. Disse velger vi å ikke gå nærmere inn på i denne studien annet enn forholdene variablene i mellom, og dette forutsettes heller kjent for leseren. Notasjonenes forklaring følger i tabell 1 under.

Pengemarkedslikevekt:

$$m - p = \beta y - \alpha i + \varepsilon \quad (2.1)$$

$$m^* - p^* = \beta y^* - \alpha i^* + \varepsilon^* \quad (2.2)$$

PPP-relasjon:

$$s = p - p^* - v \quad (2.3)$$

Udekket renteparitet:

$$i - i^* = E_t(s_{t+1} - s) + \rho \quad (2.4)$$

Løsningen i den monetære modellen er gitt ved følgende:

$$s = (m - m^*) - \beta(y - y^*) + \alpha E_t(s_{t+1} - s) \quad (2.5)$$

Vi ser bort fra restleddene. Stabiliteten i denne modellen krever at $0 < \alpha < 1$, og fundamentalfaktorene settes som:

$$f = (m - m^*) - \beta(y - y^*) \quad (2.6)$$

Dette gjør at vi ender opp med:

$$s_t = f_t + \alpha E_t(s_{t+1} - s_t) \quad (2.7)$$

Sammenhengen kan videre skrives som (for utledning henviser vi til Frankel & Rose, 1995):

$$\begin{aligned} s_t &= \left(\frac{1}{1+\alpha}\right) \sum_{i=0}^{\infty} \left(\frac{\alpha}{1+\alpha}\right)^i E_t f_{t+i} \\ &= \left(\frac{1}{1+\alpha}\right) \left\{ f_t + \left(\frac{\alpha}{1+\alpha}\right) E_t f_{t+1} + \left(\frac{\alpha}{1+\alpha}\right)^2 E_t f_{t+2} + \dots \right\} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Notasjon	Forklaring
y	Realinntekt (reelt BNP)
m	Pengemengde
p	Prisindeks
i	Nominell rente
s	Nominell spot valutakurs (høyere verdi betyr depresiering)
$E_t s_{t+1}$	Forventet verdi av neste periodes spot valutakurs
ρ	Risikopremie
ε	Residual i pengemarkedslikevekt (monetær sjokkvariabel)
v	Avvik fra PPP-relasjon
f	Fundamentalfaktorer for bestemmelse av valutakurs
Variabler	*-merkede variabler gjelder utlandet, små bokstaver er log-verdier, alle verdier er for periode t unntatt forventet valutakurs

Tabell 1 - Forklaring av notasjoner

Det vi kan trekke ut fra dette uttrykket, er at dagens valutakurs (s_t) er en funksjon av både dagens fundamentalfaktorer (f_t) og diskonterte forventninger til fremtidige verdier av disse [$E_t(f_{t+1}), E_t(f_{t+2}), E_t(f_{t+3})\dots$]. Slik kan vi tolke valutakursene som en formuespris (asset price), hvor prisen fastsettes av flere forskjellige variabler. I modellen legges det til grunn at markedet er effisient, det vil si at markedet alltid er oppdatert i henhold til markedets oppfatning av fundamentalfaktorens verdi.

I den monetære modellen er fundamentalfaktorene definert som pengemengde og realinntekt sett opp mot utlandet. Det er usannsynlig at valutakursen kun er gitt som en funksjon av disse, og på bakgrunn av dette er det vanlig å inkludere enda flere faktorer blant fundamentalfaktorene, det være seg oljepris, konjunkturutvikling, inflasjon og handelsbalanse. Det finnes alltid oppfatninger om hvilke faktorer som er betydningsfulle for utviklingen i valutakursen, og hvordan faktorene utvikler seg fremover. Når det kommer ny informasjon om disse faktorene i markedet, vil det kunne påvirke valutakursen dersom den nye informasjonen avviker fra markedets forventninger.

Et aktuelt tema er opplysninger fra Norges Bank om endret styringsrente. Dersom den nye styringsrenten differerer fra rentebanen, vil det i tur medføre en endring i forutsetningen for kronekursen. Dette vil videre trolig føre til svingninger i kronekursen som følge av endring i fundamentalfaktorer. På den annen side kan det være at den nye styringsrenten samsvarer med den tidligere annonserte rentebanen, og den vil i så fall allerede være priset inn i valutakursen. Det er forskjellen mellom realisert verdi av fundamentalfaktorene (f) og forrige periodes forventning [$E_{t-1}(f_t)$] som kalles news, og dette er definert som:

$$news_t = f_t - E_{t-1}[f_t] \quad (2.9)$$

Ny informasjon fører som nevnt til at markedet revurderer sitt syn på eksempelvis pengepolitikk. Mange perioder fremover har større innvirkning på kursen i dag enn informasjon som tolkes som midlertidig endring. For eksempel vil en revurdering av konjunkturutviklingen i neste halvår påvirke valutamarkedene i større grad enn tilsvarende revisjon i forventningene på to års sikt.

I 2006 ble det publisert en studie som tok for seg virkningen av news (Faust, Rogers, Wang, & Wright, 2006). Her konkluderer de med at uventede sterke kunngjøringer angående den realøkonomiske aktiviteten eller prisene i USA medfører en kortsiktig appresiering av amerikanske dollar.

2.3 Tidsserier

I denne utredningen vil dataene som benyttes være tidsserier. Det vil si at analysen baserer seg på observasjoner over tid. Det står i motsetning til tverrsnittsdata, som er observasjoner fra samme tidspunkt. En fordel med tidsserier er at det kan bygges dynamiske modeller der resultatene kan tolkes både på kort og lang sikt. Ved analyse av tidsserier kan vi bruke OLS (Ordinary Least Squares). For å gjøre dette sjekkes ofte seks forutsetninger (Wooldridge, 2015):

2.3.1 Linearitet

Den første forutsetningen er at modellens parametere er lineære. Det vil si at det må være et lineært forhold mellom den avhengige variabelen og de uavhengige variablene. Dersom denne forutsetningen ikke holder, vil betakoeffisientene være misvisende. Betakoeffisienten sier hvor mye i gjennomsnitt verdien til den avhengige variabelen øker eller reduseres med en enhets endring i den uavhengige variabelen. Eventuelle ikke-lineære forhold kan håndteres ved å endre formen på den avhengige variabelen eller de uavhengige variablene, eksempelvis i form av en naturlig logaritme eller eksponentiell form. Endringen vil ikke svekke eller påvirke regresjonsresultatene, men formen variabelen er gitt på tas hensyn til når resultatene tolkes.

2.3.2 Ikke perfekt kollinearitet mellom forklaringsvariablene

Variablene kan være korrelerte, men ikke perfekt korrelerte, altså ikke ha en verdi nær -1 eller 1. Høy korrelasjon gjør det krevende å skille ut den separate effekten hver variabel har på den avhengige variabelen. Dette er også kjent som multikollinearitet. Dette er et statistisk begrep først beskrevet av den norske økonomen Ragnar Frisch på 1930-tallet i en publikasjon fra Universitetet i Oslo (Bjerkholt, 1999). Multikollinearitet kan defineres som graden av lineær sammenheng mellom to eller flere forklaringsvariabler i en multippel regresjon.

I praksis innebærer multikollinearitet at to uavhengige variabler i realiteten er den samme variabelen, eller at en variabel er en multippel av en annen. Det medfører at OLS-estimatoren ikke vil være i stand til å skille den ene variabelen fra den andre, og at en dermed ikke vil være i stand til å estimere koeffisientene til disse variablene. Dersom multikollinearitet er et problem i regresjonen kan det løses ved å utelate en av variablene som er perfekt korrelert fra

regresjonsligningen. Ettersom multikollinearitet er tilstedeværelse av perfekt korrelasjon mellom variablene, betyr det at en har perfekt multikollinearitet dersom korrelasjonen er -1 eller 1.

2.3.3 Betinget populasjonsgjennomsnitt lik null

Denne forutsetningen er også kjent som Zero Conditional Mean. Den bygger på antagelsen om at feilleddet ikke avhenger av verdiendringer i forklaringsvariablene. Dermed kreves det at hver enkelt forklaringsvariabel er ukorrelert med feilleddet (u). Det innebærer ikke at feilleddet må ha forventet verdi lik null, men at det er konstant. Uavhengig av verdiendringer i forklaringsvariablene vil konstantleddet dermed fange opp feilleddet, og verdiendringer vil fremdeles gi konsistente estimater. Denne forutsetningen er sentral for å påvise kausale sammenhenger i modellen, og fremstilles på følgende måte:

$$E(u|x_1, x_2, \dots, x_k) = 0 \quad (2.10)$$

Gitt at forutsetningen holder, kategoriseres forklaringsvariablene som eksogene og en unngår endogenitetsproblemer. Endogenitet vil belyses videre senere.

2.3.4 Homoskedastisitet

Forutsetningen avhenger av om feilleddet u har konstant varians uavhengig av verdiendringer i forklaringsvariablene. I motsatt tilfelle, ved heteroskedastisitet, vil modellen ikke klare å beregne estimatene med lavest varians optimalt, og OLS bør ikke benyttes. Matematisk kan det uttrykkes slik:

$$\text{Var}(u|x_1, x_2, \dots, x_k) = \sigma^2 \quad (2.11)$$

2.3.5 Ingen autokorrelasjon

Autokorrelasjon er et problem som ofte oppstår i tidsserier. Det innebærer at det er samvariasjon mellom en observasjons feilledd, noe som vil si at denne periodens feilledd avhenger av forrige periodes feilledd. Det blir det samme som å kalkulere korrelasjonen mellom to forskjellige tidsserier, bortsett fra at det er den samme tidsserien som er brukt to ganger. Den første gangen i dens originale form, den andre gangen i en av dens tidligere perioder. Ved estimering av koeffisientenes standardfeil kan resultatene bli undervurderte, samtidig som en vil få overvurderte t-verdier som igjen kan lede til feil konklusjon.

Når autokorrelasjonen beregnes vil resultatet variere mellom -1 og 1. Når autokorrelasjonen er 1 har vi det som kalles perfekt positiv autokorrelasjon. Det vil si at en økning i en tidsserie fører til en proporsjonal økning i den neste tidsserien. Det motsatte er tilfelle dersom resultatet blir -1 og vi har perfekt negativ autokorrelasjon.

Finansielle tidsserier har ofte observasjoner som er korrelerte over tid. Konsekvensene av finansielle beslutninger som fører til endringer i finansielle variabler kan ha en langvarig effekt. Det er en vanlig antagelse i finansiell teori at finansielle aktivum bruker tid på å komme tilbake til normalnivået etter finansielle sjokk. Gitt at dette stemmer, vil feilleddet i en periode inneholde effekter både fra nåværende og tidligere sjokk. Denne overlappingen vil ofte være korrelert, eller ha en sammenheng, med tidligere sjokk. Når omstendighetene som dette leder til at feilleddene er korrelert, har en autokorrelasjon.

2.3.6 Normalitet

Denne forutsetningen er sentral for kalkulasjon av p-verdiene i forbindelse med tester for signifikansnivå. Verdiene kalkuleres med utgangspunkt i t-verdier som videre bygger på forutsetningen om normalfordelte feilledd. Eventuelle brudd på forutsetningen om normalfordeling skaper problemer for fastsettelsen av signifikansnivå, samt kalkulasjon av konfidensintervaller. Dermed er det nødvendig at feilleddet er normalfordelt med gjennomsnitt lik 0, samt konstant varians:

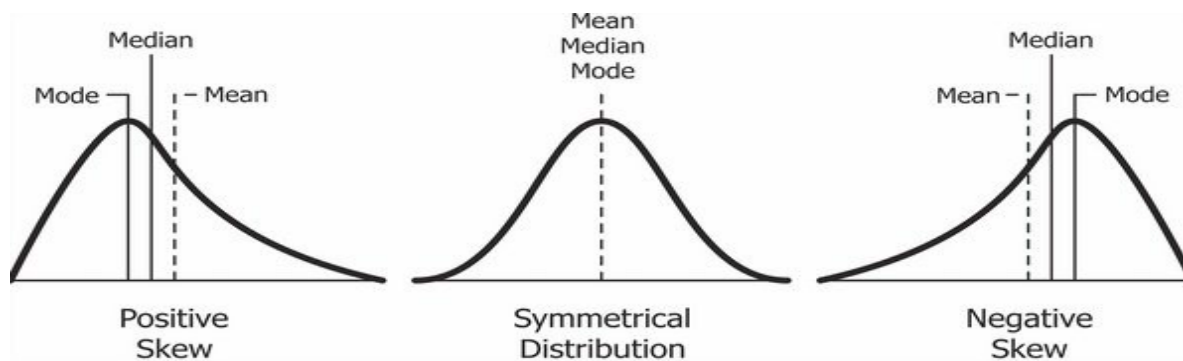
$$\mu \sim Normal(0, \sigma^2) \quad (2.12)$$

Normalitet er imidlertid ikke nødvendig for å oppnå konsistente og forventningsrette estimater, men er likevel avgjørende for å sikre valide hypotesetester.

2.4 Andre statistiske kjennetegn ved finansielle tidsserier

2.4.1 Skjevhet

Skjevhet vil si at det er asymmetri i en sannsynlighetsfordeling. I et datasett er det altså graden av forvrengningen fra den symmetriske kurven, eller normalfordelingen. Skjevheten kan være negativ, positiv, null eller udefinert. Positiv skjevhet indikerer at halen til fordelingen er mot høyre, mens den er mot venstre dersom vi har negativ skjevhet (Investopedia, 2018).



Figur 1 - Ulike former for skjevhet (Codeburst, 2018)

Slik figur 1 ovenfor viser, vil gjennomsnittet og medianen av positiv skjevhet være større enn typetallet, samtidig som halen på høyresiden er betydelig lenger enn på venstresiden. Motsatt er gjennomsnittet og medianen mindre enn typetallet ved negativ skjevhet.

Et datasetts skjevhet kan beregnes ved hjelp av følgende formel:

$$\gamma = \left(\frac{E(X_i - \mu)}{\sigma} \right)^3 \quad (2.13)$$

Her er γ brukt som en notasjon for skjevhetsverdien, og er et tall mellom 0 og 1. Fordelingen er mer symmetrisk jo nærmere verdien er 0, mens den er asymmetrisk dersom verdien nærmer seg 1.

2.4.2 Stasjonaritet

For at det skal være mulig å gjennomføre gyldig inferens er det avgjørende at tidsserier i økonometrien er stasjonære. En stasjonær tidsserie vil si at sannsynlighetsfordelingen er stabil over tid. En tidsserie med en tydelig trend er følgelig ikke-stasjonær. En tidsserie er derimot stasjonær dersom:

$$E(y_t) = \mu \text{ (konstant gjennomsnitt)} \quad (2.14)$$

$$Var(y_t) = \sigma^2 \text{ (konstant varians)} \quad (2.15)$$

$$cov(y_t, y_{t-s}) = y_s \text{ (kovariansen avhenger av } s, \text{ ikke } t) \quad (2.16)$$

I en ikke-stasjonær tidsserie vil y_{t+1} avhenge sterkt av y_t . Men siden y_t avhenger av y_{t-1} , vil y_{t+1} avhenge sterkt av y_{t-1} , y_{t-2} osv. Dermed vil forhold som fører til en endring i y_t ha en langvarig effekt. Enda viktigere, en ikke-stasjonær tidsserie kan gi signifikante resultater når

det ikke er det, altså kan vi få spuriøse resultater. Hovedregelen er derfor at vi ikke skal benytte tidsserier som er ikke-stasjonære.

I en stasjonær tidsserie er derfor variablene svakt avhengig av hverandre. Det vil si at etter hvert som observasjonene i tidsserien er lenger og lenger fra hverandre i tid, vil korrelasjonen mellom dem bli mindre og mindre. Autokorrelasjonskoeffisienten blir mindre enn 1, og dermed kan tidsserien karakteriseres som svakt avhengig og stasjonær. Dersom en tidsserie er stasjonær har en tilstrekkelig bevis for at den ikke inneholder enhetsrot (unit root). En tidsserie som er svakt avhengig og stasjonær kalles integrert av grad 0, og kan brukes i en regresjon.

Dersom tidsserien følger en enhetsrot-prosess er ikke gjennomsnittet konstant, slik forutsetningene tilsier, og tidsserien kan være sterkt avhengig. Observasjonene i tidsserien blir korrelerte selv om observasjonene ligger langt unna hverandre i tid. En kan da oppleve at variansen i en tidsserie som følger en «tilfeldig gang» (random walk) øker, og er en lineær funksjon av tid. En slik tidsserie vil ikke være stasjonær og inkludering av en slik variabel i regresjonslikningen vil gi spuriøse resultater (Wooldridge, 2015).

2.4.3 Endogenitet

I økonometrien defineres endogenitet som situasjoner der forklaringsvariabelen er korrelert med feilledet. Dersom minst én av de uavhengige variablene er endogene, altså at det foreligger endogenitetsproblemer, vil det være vanskelig å finne det korrekte målet på sammenhengen mellom denne variabelen og den avhengige variabelen. Det er vanlig å skille mellom endogene og eksogene variabler. Endogene variabler er variabler som er simultant bestemt, noe som vil si at de påvirker hverandre. Det motsatte er tilfelle for eksogene variabler, som dermed ikke er simultant bestemt og ikke påvirker hverandre. I en regresjonsanalyse er det følgelig en forutsetning å ha eksogene variabler. Dersom modellen er preget av endogenitet vil vi få forventningsskjevne estimater (Wooldridge, 2015).

2.5 OLS-tester ved tidsserier

En forutsetning for å bruke OLS ved tidsserier er at ovennevnte forutsetninger holder. For å sjekke at disse er overholdt har vi derfor gjennomført flere ulike tester. Vi går her gjennom det teoretiske fundamentet for de ulike testene, før vi innledningsvis i analysen presenterer resultatene av testene som vi har foretatt for hver av de ulike regresjonene vi gjennomfører.

2.5.1 VIF-test for multikollinearitet

For å teste om multikollinearitet er et problem, er det i litteraturen vanlig å benytte seg av en såkalt VIF (Variance Inflation Factor)-test. VIF angir en indikator som påpeker graden av multikollinearitet. VIF-verdien regnes ut slik (Allison, 2012):

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.17)$$

der R_j^2 er forklaringskraften for koeffisientene som er benyttet. VIF-verdien gir et tall fra 1 til uendelig. En tommelfingerregel fra litteraturen tilsier at VIF-faktoren bør være under 5.

2.5.2 Breusch-Pagan-test for homoskedastisitet

Ved bruk av OLS, som vi senere kommer tilbake til, er det en forutsetning at vi har homoskedastisitet. Det vil si at vi har konstant varians. Det motsatte kalles heteroskedastisitet, og da vil ikke modellen klare å beregne estimatene med lavest varians optimalt, og OLS bør følgelig ikke benyttes. En av de mest brukte testene i litteraturen for å teste for dette er Breusch-Pagan-testen (Wooldridge, 2015). Testen ser etter heteroskedastisitet i feilleddene til regresjonen. Test-observatoren ser slik ut:

$$n * R^2 \text{ (med } k \text{ frihetsgrader)} \quad (2.18)$$

der n = antall observasjoner, R^2 = forklaringskraften til regresjonens kvadrerte residualer og k = antall uavhengige variabler.

Nullhypotesen for denne testen er at vi har konstant varians i dataene, altså homoskedastisitet. Alternativhypotesen blir dermed at vi ikke har konstant varians; dersom verdien på den avhengige variabelen øker, øker samtidig variansen (eller motsatt).

2.5.3 Dickey-Fuller-test for stasjonaritet

For å teste om tidsserien er stasjonær benyttes en Dickey-Fuller-test (DF-test). Testen starter som en AR(1)-prosess (Wooldridge, 2015):

$$y_t = \alpha_0 + \rho y_{t-1} + e_t \quad (2.19)$$

Dersom denne prosessen har enhetsrot betyr det at $\rho = 1$, men dersom det er tilfelle er ikke t -testobservatoren gyldig. DF-testen innebærer å transformere modellen ved å trekke fra y_{t-1} på begge sider av ligningen. Ligningen som brukes for å gjennomføre testen blir da:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + (\rho - 1)y_{t-1} + e_t \quad (2.20)$$

der $H_0: \rho = 1$ er transformert til $H_0: \theta = (\rho - 1) = 0$

og $H_1: \theta = (\rho - 1) < 0$

Vi forkaster nullhypotesen dersom t -testobservatoren er under det kritiske nivået for DF-fordelingen.

2.5.4 Johansen-test for kointegrasjon

En svært sentral forutsetning ved bruk av tidsserier er stasjonaritet, som diskutert tidligere. Ved å bruke Dickey-Fuller-testen kan vi sjekke om vi har stasjonære variabler. Dersom DF-testen indikerer at vi har ikke-stasjonære variabler, bør ikke variablene benyttes videre. Det skyldes at det kan gi en spuriøs regresjon som gir signifikante forklaringsvariabler uten at dette faktisk er tilfelle.

Dette vil imidlertid ikke gjelde dersom variablene i regresjonen er kointegrert. Kointegrasjon er en beskrivelse av sammenhengen mellom ikke-stasjonære data i tidsserier, og inntreffer når en lineær kombinasjon av to eller flere ikke-stasjonære tidsserier danner en ny, stasjonær tidsserie. For å teste om dette er tilfelle i dataene våre, kan en Johansen-test benyttes (Dwyer, 2015). Fordelen med Johansen-testen, i motsetning til Engle-Granger-testen, en annen test som ofte benyttes for å vurdere kointegrasjon, er at denne testen tillater mer enn ett kointegrert forhold. Dermed kan kointegrasjon mellom flere variabler undersøkes. Johansen-testen blir følgelig et alternativ som bør undersøkes dersom DF-testen tilsier at en har ikke-stasjonære variabler i regresjonen.

Testen, som har fått sitt navn etter den danske økonomen Søren Johansen, består av to type tester. Den ene kalles «trace test», mens den andre kalles «eigenvalue». Ved å gjennomføre Johansen-testen kjøres de to variantene samtidig. Det er i litteraturen ikke uvanlig at de to testene kan gi forskjellig konklusjoner. Ved et eventuelt ulikt resultat er det vanlig å benytte trace test, ettersom den har sterkere forklaringskraft. Trace-testen analyserer antallet lineære kombinasjoner (K) og ser om dette er likt en gitt verdi (K_0), noe som er nullhypotesen for

testen. Alternativhypotesen er at K er større enn K_0 . For å teste om det er kointegrasjon ved trace-testen settes $K_0 = 0$, noe som vil si at det er ingen kointegrasjon.

Dersom Johansen-testen ikke indikerer kointegrerte forhold, bør variablene utelates for å unngå potensielle spuriøse sammenhenger.

2.5.5 Durbin-Watson-test for autokorrelasjon

For å sjekke om dataene er autokorrelerte kan Durbin-Watson-testen benyttes. Nullhypotesen er ingen autokorrelasjon ($\rho = 0$) mot alternativhypotesen om autokorrelasjon ($\rho > 0$).

Test-observatoren kan beregnes slik (Wooldridge, 2015):

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (2.21)$$

hvor $e_i = y_i - \hat{y}_i$ der y_i og \hat{y}_i er henholdsvis observert og predikert verdi av den avhengige variabelen for observasjon i . Her blir d mindre når autokorrelasjonen øker. Durbin-Watson-testen har en øvre og nedre forkastningsgrense, avhengig av hvor mange forklaringsvariabler (K) og observasjoner (N) som benyttes (University of Notre Dame, 2010).

(1) Hvis $d < d_L$ forkastes nullhypotesen, og positiv autokorrelasjon påvises

(2) Hvis $d > d_U$ kan ikke nullhypotesen forkastes

(3) Hvis $d_L < d < d_U$ gir ikke testen noe gyldig resultat og vi kan verken forkaste eller beholde nullhypotesen

Positiv autokorrelasjon innebærer at signifikansnivået undervurderes og t-verdien i regresjonen overvurderes. Estimatorene vil fremdeles være forventningsrette og koeffisientene vil likevel beregnes på en ønsket måte. Derimot er ikke lenger regresjonen «BLUE» (Best Linear Unbiased Estimator). Med «best» menes det at modellen gir lavest estimat på variansen, sammenlignet med andre lineære, forventningsrette estimatorer. Ved OLS-estimering med svært få observasjoner kan autokorrelasjon få implikasjoner på fortegnet til koeffisientene.

Dersom en benytter en lagget verdi av den avhengige variabelen som forklaringsvariabel er imidlertid ikke Durbin-Watson-testen gyldig. I så fall har Durbin utviklet en alternativ test som kan benyttes (Baum, 2015).

2.5.6 Jarque-Bera-test for normalfordelte residualer

Jarque-Bera-testen, også kjent som Skewness/Kurtosis-test for normalitet, er en test som kan benyttes for å teste om modellens residualer er normalfordelte. Testen kan følgelig benyttes for å sjekke om normalitetsforutsetningen holder. Testen ser om dataene har skjevhet og kurtose. Det sistnevnte er definert som en tallstørrelse som sammen med gjennomsnitt, varians og skjevhet beskriver en sannsynlighetsfordeling. Kurtose er dermed et mål på hvordan fordelingen er spredt mellom ytterpunktene. Test-observatoren ser ut som følgende:

$$JB = \frac{n - k + 1}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4} (C - 3)^2 \right) \quad (2.22)$$

der n er antall observasjoner, S er skjevhet og C er kurtose, mens k er antallet forklaringsvariabler. Nullhypotesen er at både skjevhet og kurtose er lik 0 og dermed at normalitet er tilfelle. Alternativhypotesen er dermed at vi må forkaste nullhypotesen og konkludere med at normalitetsforutsetningen ikke holder.

2.5.7 Endogenitetstest

Endogenitet kan testes ved å utføre en regresjon av feilleddene mot forklaringsvariablene i etterkant av regresjonen. Ved hjelp av denne relativt enkle teknikken kan vi se om vi har utført regresjoner hvor regresjonens residualer har en statistisk signifikant påvirkning på forklaringsvariablene. Gitt at forutsetningen holder, kan vi kategorisere forklaringsvariablene som – tidligere nevnt – eksogene og en unngår endogenitetsproblemer.

2.6 Feilspesifikasjon

En modell kan være feilspesifisert på flere måter. Vi vil i det følgende nevne noen av de vanligste formene for feilspesifikasjon, samt hvilke konsekvenser dette kan lede til.

1. Utelatte variabler

Dersom en utelater en variabel som er relevant for å forklare variasjonen i den avhengige variabelen, i vårt tilfelle volatiliteten i EURNOK-kursen, kan det få alvorlige konsekvenser for regresjonen. Dersom den utelatte variabelen er korrelert med én eller flere forklaringsvariabler, fanges den eller disse variablenes effekt opp av restleddet og dette medfører at regresjonsmodellens restledd korrelerer med forklaringsvariablene. Dermed gir

ikke OLS estimater som nødvendigvis minimerer modellen. Om den utelatte variabelen korrelerer med den avhengige variabelen og en eller flere inkluderte forklaringsvariabler, kan modellen forsøke å kompensere for utelatelsen ved å over- eller underestimere effekten av de inkluderte variablene.

2. Irrelevante variabler

Motsatt vil inkludering av irrelevante variabler være en feilkilde i en regresjon. Det vil si inkludering av variabler uten noen relevant effekt på den avhengige variabelen. Regresjonsestimatene vil fremdeles være forventningsrette dersom irrelevante variabler inkluderes, men estimatene vil ikke lenger minimere variansen. Irrelevante variabler identifiseres ved at de ikke er signifikante og at de tilfører modellen liten eller ingen forklaringskraft. En bør derfor vurdere å fjerne eventuelle slike variabler fra modellen.

3. Feil funksjonsform

En annen måte det kan oppstå autokorrelasjon på, er dersom vi antar at det er en lineær sammenheng mellom to variabler som har et forhold som vil komme bedre til uttrykk dersom variablene ble inkludert på en annen funksjonsform enn nivåform. En mulig løsning på problemer med feil funksjonsform er å transformere variablene før regresjonen utføres.

4. Simultanitet

Modellen har et simultanitetsproblem dersom én eller flere forklaringsvariabler bestemmes samtidig som den avhengige variabelen, typisk gjennom en likevektsmekanisme. Dersom det er tilfelle vil en av forklaringsvariablene korrelere med feilledet, noe som er et brudd på en av OLS-betingelsene. Konsekvensen er at estimatet for forklaringsvariabelen verken er forventningsrett eller konsistent.

3. Modeller

3.1 ARCH-modellen

Ved modellering av finansielle data er det ofte en tendens til at dataene ikke passer egenskapene til en regresjon på lineær form i tilstrekkelig grad. Det er derfor utviklet flere ikke-lineære modeller, men det er kun et fåtall av disse som er gode nok til å modellere finansielle data. De mest populære modellene for dette er såkalte ARCH⁶-modeller.

ARCH-modellen ble introdusert av Robert Engle i 1982. I de vanlige antagelsene om lineær regresjon er variansen til feilleddet homoskedastisk, noe som vil si at variansen til feilleddet er konstant og ikke vil variere over tid. Det motsatte, altså at variansen til feilleddet ikke er konstant, kalles heteroskedastisitet. I finansielle data har en ofte heteroskedastisitet, og for å kunne estimere slike egenskaper kan en derfor benytte en ARCH-modell. Den betingede variansen, uttrykt som forventningen til neste periodes varians gitt den informasjonen en har i inneværende periode, kan defineres slik (Engle, 1982):

$$\sigma_n^2 = \text{var}(u_n | u_{n-1}, u_{n-2} \dots) = E[(u_n - E(u_n | u_{n-1}, u_{n-2} \dots))^2 | u_{n-1}, u_{n-2} \dots]$$

Videre antas det at $E(u_n | u_{n-1}, u_{n-2} \dots) = 0$, slik at vi har:

$$\sigma_n^2 = \text{var}(u_n | u_{n-1}, u_{n-2} \dots) = E[u_n^2 | u_{n-1}, u_{n-2} \dots] \quad (3.1)$$

Dermed ser vi fra ligning (3.1) at den betingede variansen til u_n er lik den betingede forventningen til verdien av u_n^2 (hvor n er tidsperiode). I ARCH-modellen er σ_n^2 basert på tidligere kvadrerte ledd av residualene. ARCH-modellen kan også utvikles til en ARCH(q). Ligning (3.2) viser en ARCH(1), ettersom den betingede variansen kun er avhengig av forrige periodes kvadrerte feilledd.

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{n-1}^2 \quad (3.2)$$

ARCH-modellen er beskrevet i sin helhet nedenfor. Vi har her r_n som er regresjonen for avkastningen og σ_n^2 for variansen i periode n :

$$r_n = \beta_0 + \beta_1 r_{n-1} + \dots + \beta_p r_{n-p} + u_n$$

$$u_n = v_n \sigma_n, \quad v_n \sim N(0,1)$$

⁶ Autoregressive conditional heteroskedasticity

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{n-1}^2 \quad (3.3)$$

ARCH-modellen danner et grunnlag for å analysere volatiliteten til en tidsserie. Modellen er imidlertid lite brukt de seneste årene. Det skyldes at den har noen begrensninger. Eksempelvis er det usikkert hvor mange tidligere feilledd som skal inkluderes, og det kreves ofte mange feilledd for å fange den betingede variansen. Samtidig er en ytterligere begrensning at leddene i modellen må være positive. På grunnlag av disse begrensningene er derfor GARCH-modellen gjerne en mer brukt modell.

3.2 GARCH-modellen

Generalisert ARCH (GARCH) er en videreføring av ARCH-modellen. Den ble introdusert av danske Tim Bollerslev i 1986. GARCH-modellen gjør det mulig å gjennomføre regresjoner i tilfeller der det ikke er homoskedastisitet i feilleddet, en forutsetning for å benytte OLS.

Heteroskedastisitet medfører at konklusjoner og beregninger utført av regresjonen fra OLS ikke gir korrekte resultater. GARCH-modellen er en statistisk modell som ofte brukes i forbindelse med analyse av finansielle data, deriblant makroøkonomiske data. Finansielle institusjoner benytter typisk denne modellen til å estimere volatiliteten til aksjer, obligasjoner og valutakurser.

GARCH-modellen lar den betingede variansen avhenge av tidligere ledd i form av endring i avkastning og varians. I dens enkleste form kan modellen uttrykkes slik (Bollerslev, 1986):

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (3.4)$$

Dersom en setter inn for tidligere ledd av den betingede variansen ($\sigma_{n-1}^2, \sigma_{n-2}^2, \dots, \sigma_{n-q}^2$) kan en se at GARCH(1,1)-modellen er en ARCH(∞). Parentesen er en standard notasjon, der det første tallet refererer til hvor mange autoregressive lags som er lagt til i ligningen, mens det andre tallet omhandler hvor mange rullerende gjennomsnittlige lags som er spesifisert. På bakgrunn av dette har vi fått en enklere og mer kompakt modell som fanger den betingede variansen bedre. GARCH-modellen kan utvides til en GARCH(p,q):

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{n-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{n-j}^2 \quad (3.5)$$

der $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$ og $\sum \alpha_i + \sum \beta_j < 1$, det sistnevnte for at negativitetsbetingelsen ikke skal bli brutt (Lind & Johansen, 2016).

Modellen tar altså utgangspunkt i at variansen til restleddet ikke er konstant, noe som gjør at den er i stand til å fange opp bestemte egenskaper som ofte finnes i slike data. Eksempler på slike egenskaper kan være:

1) Volatilitetsklynger – «Large changes tend to be followed by large changes», er et kjent uttrykk forbundet med den polsk-franske matematikeren Benoit Mandelbrot. Med det mente han at volatiliteten i finansielle aktivum har en tendens til å komme i perioder. I enkelte perioder vil det være lengre perioder med høy volatilitet i markedet, noe finanskrisen i 2008 er et eksempel på. I andre perioder vil volatiliteten være lavere, og da etterfølges perioden gjerne av lav volatilitet, før det snur til perioder med høy volatilitet. ARCH/GARCH-modeller er kjent for å være i stand til å forklare volatilitetsklynger bedre enn andre ikke-lineære modeller.

2) «Lang hukommelse» – Noen ganger vil effekten av volatilitetssjokk forsvinne sakte, noe som medfører problemer knyttet til autokorrelasjon. Dette fenomenet kan dermed gjøre at man blir i stand til å predikere fremtidige avkastninger, noe som bryter med markedseffisienshypotesen.

3) «Leptokurtose» – Fordelingen til finansielle avkastninger vil ved enkelte tilfeller ha lange haler og flere observasjoner sentrert rundt forventningen. Når fordelingen har store haler betyr det at sannsynligheten for å observere høye eller lave ekstremverdier øker. Tradisjonelt i finansiell teori vil en anta at fordelingen vil være normalfordelt, men det har vist seg at det ikke alltid stemmer.

3.2.1 Hvordan GARCH fungerer

I data der vi har heteroskedastisitet, vil regresjonskoeffisientene ved bruk av OLS fremdeles ikke ha skjevhet (bias), men standardavviket og konfidensintervallet som estimeres vil være for smale. Dermed får vi falsk presisjon. I stedet for å anse dette som et problem som må løses, behandler GARCH-modellen heteroskedastisitet som en varians som skal modelleres. Resultatet innebærer at manglene ved OLS rettes, i tillegg til at en prediksjon for variansen av feilleddet beregnes.

Den økonometriske utfordringen er å spesifisere hvilken informasjon som skal benyttes for å predikere variansen og standardavviket, som er målet på volatiliteten. Til tross for at mange spesifikasjoner er blitt benyttet for å forsøke å predikere volatiliteten til ulike aktiva, fantes det ingen konkrete metoder for dette med gyldige resultater før introduksjonen av ARCH-modellen i 1982. Det primære deskriptive verktøyet før dette var rullerende standardavvik, noe som vil si at standardavviket kalkuleres basert på et fast antall nummer av de mest nylige observasjonene. Det kan eksempelvis kalkuleres ved bruk av daglige data fra den seneste måneden.

Antagelsen om at et vektet snitt skal gi et godt bilde av fremtidig volatilitet synes imidlertid ikke å være hensiktsmessig ettersom en vil anta at nylige data er mer relevant og derfor bør vektlegges i større grad enn ved et gjennomsnitt. I tillegg kan det være interessant å inneha observasjoner for mer enn én måned tilbake i tid, eksempelvis ved å studere kvartaler eller årlige tall. GARCH-modellen innehar avtakende vekter som aldri går helt ned til null. Det gir en forholdsvis enkel modell, som likevel har vist seg å være god til å estimere volatilitet i tidsserier og finansielle data.

Den mest benyttede GARCH-modellen i litteraturen, som også vil bli videre benyttet i denne studien, er GARCH(1,1)-modellen. Det bemerkes at der hvor modellen bruker u_{n-1}^2 for avkastningen på aksjeindekser eller lignende, vil dette tilsvare endringen i EURNOK-kursen fra dag til dag for våre data.

Hull (2012) presenterer følgende modell for GARCH(1,1), hvor σ_n^2 er kalkulert som en funksjon av V_L , u_{n-1}^2 og σ_{n-1}^2 , med henholdsvis γ , α og β som vektene tildelt de ulike faktorene. Her er V_L gjennomsnittlig varians på lang sikt, u_{n-1}^2 endringen mellom dagens og gårsdagens valutakurs og σ_{n-1}^2 endring i varians. Oppsummert kan dette skrives som:

$$\sigma_n^2 = \gamma V_L + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (3.6)$$

Siden vektene må summeres til 1, har vi også forholdet

$$\gamma + \alpha + \beta = 1 \quad (3.7)$$

Setter vi videre $\omega = \gamma V_L$ får vi funksjonen som vist lenger over i dette kapittelet (ligning 3.4), hvor ω er lik α_0 .

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (3.8)$$

Selv om modellen er satt opp slik at prediksjoner kun kan utføres for én periode, har det vist seg at basert på en periodes estimer kan en utføre prediksjoner for to perioder basert på forrige periodes estimer. Ved å repetere dette steget kan langsiktige estimer beregnes. For GARCH(1,1)-modellen vil estimatene for flere perioder nærme seg det langsiktige gjennomsnittet av variansen enn for kun én periode. For å beregne parametrene ω , α og β ved kun å ha historiske data, eksempelvis EURNOK-kursen, kan ulike metoder benyttes.

3.2.2 Maximum Likelihood Estimation

Det er ønskelig å diskutere hvordan parametrene i modellen vi betrakter er estimert fra historiske data. En mye brukt metode til dette er kjent som maximum likelihood-metoden. Den involverer å velge verdier for parametrene som maksimerer sannsynligheten for at akkurat disse dataene oppstår. For å estimere parametrene α og β i GARCH-modellen, maksimerer vi følgende likelihood-funksjon (Hull, 2012):

$$\sum_{n=1}^m \left[-\ln(v_n) - \frac{u_n^2}{v_n} \right] \quad (3.9)$$

Her er v_n definert som σ_n^2 , variansen estimert for dag n , og u_n endringen i kursen.

Dette innebærer videre å kjøre en optimalisering av GARCH-funksjonen med de forskjellige vektene. Algoritmene en bruker for å løse følgende problemer er ofte «gjentakende», og går ut på å estimere de ulike parameterverdiene ved hjelp av fastsatte momenter. Den betingede variansen for de ulike dagene gir ulike og *individuelle* log likelihood-estimer, som blir lagt sammen til en maximum likelihood estimation-verdi. Målet er å maksimere denne verdien.

Ved å legge inn begrensningene om at α , β og ω må være over 0 og under 1, får vi ved bruk av Solver-funksjonen i Microsoft Excel parameterverdiene vi bruker for å beregne volatiliteten i datasettet for perioden januar 2008 til desember 2017.

Det finnes ulike metoder for å finne denne verdien ved hjelp av forskjellige programvarer (Brooks & Persaud, 2001), men vi ser at Solver er tilstrekkelig til vår bruk. Vi kan så beregne γ som $1 - \alpha - \beta$, ettersom vektene skal summeres til 1 og den gjennomsnittlige variansen på lang sikt, V_L , kan kalkuleres som følger:

$$V_L = \frac{\omega}{\gamma} \quad (3.10)$$

Videre krever en stabil GARCH-prosess $\alpha + \beta < 1$.

3.2.3 Valg av gårsdagens varians

Teorien om GARCH-modellen viser til forskjellige metoder å beregne leddet σ_{n-1}^2 på. Én av metodene tar utgangspunkt i å glatte ut ujevne estimat. Dermed beregnes en felles gjennomsnittlig σ_{n-1}^2 som så benyttes i hvert estimat. Dette skyldes at en vil luke ut de største avvikene fra gjennomsnittet og dermed ha samme σ_{n-1}^2 for hele tidsserien. En annen metode bruker rullerende sum for σ_{n-1}^2 . Her finnes variansen for dag n og $n + 1$, mens variansen for $n + 2$ er lik $n + (n + 1)$ og så videre. Dette har uklart belegg i teorien, men synes også å være brukt i varierende grad. Den tredje metoden, og den vi anså som mest troverdig, var den som eksplisitt står i formelen for GARCH(1,1) og dermed kun tar utgangspunktet i variansen til dag $n - 1$ for å finne variansen til dag n . Denne fremgangsmåten er den mest utbredte både i litteratur og forskning.

3.2.4 Hvilken type (G)ARCH-modell burde benyttes?

De danske professorene Hansen og Lunde har sammenlignet 330 volatilitetsmodeller for å vurdere om det finnes noen bedre modeller enn GARCH(1,1) for å forklare volatilitet. Der har de studert volatiliteten til den tyske marken, benyttet i Tyskland før innføringen av euroen, mot den amerikanske dollaren. Videre har de også sett på aksjekursen til IBM for å se hvilken modell som best predikerer aksjekursen til den amerikanske teknologigiganten. Forskningsartikkelen peker riktignok ikke ut en vinner, ettersom det er ulike modeller som predikerer best for de ulike aktivaene. Det den derimot konkluderer med, er at ingen av modellene som predikerer best for henholdsvis valutakrysset DM/USD eller aksjekursen, gir signifikant bedre prediksjoner enn GARCH(1,1)-modellen (Hansen & Lunde, 2001). ARCH(1)-modellen blir imidlertid signifikant utkonkurrert, noe som gir grunnlag for å unnlate å benytte ARCH(1)-modellen i vår utredning.

Det er i dag en rekke varianter av ARCH-modellen som kan benyttes for å beregne volatiliteten til ulike aktiva, og det foregår fortsatt forskning på potensielle nye modeller som kan estimere bedre enn dagens modeller. I tillegg til de danske professorene har en rekke andre akademikere forsøkt å finne ut hvilken variant som predikerer best. Gokcan (2000) sammenlignet GARCH(1,1)-modellen med en EGARCH(1,1)-modell basert på månedlige avkastning i aksjemarkedet i syv fremvoksende land. Konklusjonen ble at GARCH-modellen

ga signifikant bedre prediksjoner enn EGARCH-modellen⁷. Den samme «vinneren» er kåret av Chuang et al. (2007), med tall basert på både aksjemarkedet og valutamarkedet (Lin & McCrae, 2012). Basert på tidligere forskning vil derfor GARCH(1,1)-modellen benyttes videre i denne utredningen.

Verdiene GARCH-modellen gir oss vil senere analyseres ved bruk av statistikkverktøyet Stata/SE 15.1 (heretter Stata).

3.2.5 Svakheter ved GARCH-modellen

Modellen vi bruker har imidlertid noen svakheter som er verdt å bemerke (Universidad Carlos III de Madrid, 2008). Det er kjent at negativ utvikling medfører større volatilitet grunnet usikkerheten som følger, men modellen vi anvender behandler en gitt positiv utvikling og tilsvarende negativ utvikling på samme måte. Dette gjøres ved at en tar kvadratet av endringen, uavhengig av om det er positiv eller negativ forandring. Den er videre også restriktiv når det gjelder de ulike parametrene. Av den grunn tillater den ikke å ha flere komponenter enn variansen og avkastningen (endringen).

En siste svakhet er at GARCH-modellen ikke tilbyr noen innsikt for hvordan en skal forstå finansielle tidsserier; den er kun en mekanisk metode for å forklare hvordan tallene oppstår.

3.3 VAR-modellen

En vektor-autoregressiv modell (VAR) er en statistisk modell som forsøker å finne lineære sammenhenger mellom flere tidsserievariabler. Det gjøres ved hjelp av multippel regresjon, det vil si en regresjon som avhenger av mer enn én variabel. En VAR-modell vil dermed kunne vise sammenhenger mellom flere variabler av gangen. VAR-modellen beskriver dynamiske variasjoner i økonomiske og finansielle tidsserier, og kan i tillegg benyttes til å predikere fremtidige bevegelser til tidsserier.

VAR-modellen åpner for å modellere ulike variabler over en viss tidsperiode, som en lineær funksjon av sine egne og de andre variablenes tidligere verdier. Enders (2010) illustrerer dette med å vise hvordan to tidsserier Y og Z kan skrives på matriseform:

⁷ Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

$$Y_t = a_{10} + a_{11}Y_{t-1} + a_{12}Z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (3.11)$$

$$Z_t = a_{20} + a_{21}Y_{t-1} + a_{22}Z_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (3.12)$$

$$\begin{pmatrix} Y_t \\ Z_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{t-1} \\ Z_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

Dette kan i neste omgang uttrykkes på standard VAR-form, der A og ε_t er matriser:

$$X_t = A_0 + A_1X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.14)$$

Ligningene over er et eksempel på en førsteordens vektor-autoregresjon, der både Y og Z påvirker hverandre gjennom deres tidligere verdier (lags). Det er nyttig når det skal testes for ledende egenskaper hos en tidsserie overfor en annen. Dersom dette er tilfelle vil de ulike koeffisientene for lags a_{xx} være forskjellig fra null. For at modellutformingen skal bli presis er imidlertid valget at antall lags avgjørende. For få kan medføre at en ikke fjerner autokorrelasjon i feilleddene. På en annen side gir for mange lags økt sjans for spuriøse resultater.

Alle variablene i VAR-modellen håndteres på samme måte. Variablene får hver sin regresjonsligning som forsøker å forklare dens verdi basert på egne laggede verdier, lags av de andre variablene i modellen og feilleddet. I en VAR(2)-modell vil det være to lags for alle variabler som er lagt til på høyresiden av ligningen. I et tilfelle med eksempelvis tre X -variabler vil det bli seks variabler på høyresiden av ligningen, tre variabler med én lag og tre variabler med to lags. Generelt i en VAR(p)-modell vil den første (p) for hver variabel bli brukt som forklaringsvariabel for hver variabel.

Det er imidlertid delte meninger rundt bruken av VAR-modellen. Enkelte hevder at VAR-modellene er svært lite omfattende, og sjelden omfatter mer enn en håndfull variabler for å bevare antall frihetsgrader (Bernanke, Boivin, & Eliasz, 2005). Dermed er modellen nødt til å forutsette at de inkluderte tidsseriene noenlunde nøyaktig representerer omfattende, generelle økonomiske termer som realøkonomisk aktivitet. Det er en forenkling av virkeligheten, noe modellen har høstet kritikk for.

3.3.1 Informasjonskriterier

Lag-lengden for modellen kan bli valgt gjennom modellvalgkriterier, eller *informasjonskriterier* (IC). Den generelle tilnærmingen er å tilpasse en VAR(p)-modell med rekken $p = 0, \dots, p_{\max}$ som minimerer disse kriteriene. IC er gitt ved Lütkepohl (1991):

$$IC(p) = \ln \left| \bar{\Sigma}(p) \right| + c_T \cdot \varphi(n, p) \quad (3.15)$$

hvor $|\bar{\Sigma}^-(p)| = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t'$ er residualkovariansmatrisen, c_T er sekvensen indeksert med utvalgsstørrelse T og $\varphi(n, p)$ er «straffefunksjonen» som straffer store VAR(p)-modeller.

De tre mest vanlige ICene er:

$$AIC(p) = \left| \bar{\Sigma}(p) \right| + \frac{2}{T} pn^2 \quad (3.16)$$

$$SBIC(p) = \left| \bar{\Sigma}(p) \right| + \frac{\ln T}{T} pn^2 \quad (3.17)$$

$$HQ(p) = \left| \bar{\Sigma}(p) \right| + \frac{2 \ln \ln T}{T} pn^2 \quad (3.18)$$

Vi kommer tilbake til hvordan disse brukes i kapittel 10 og 11.

3.3.2 Kausalitet

Å teste kausalitet er en av de viktigste, dog vanskeligste oppgavene innenfor økonomi (Lin J., 2008). Naturvitenskapen har den fordelen av å kunne utføre eksperimenter der alle andre faktorer foruten den som testes, holdes konstant. Ved å gjenta prosessen for hver tenkelige årsak, kan en identifisere kausale sammenhenger mellom faktorer og variabler. Dette er utfordrende innenfor samfunnsvitenskapen, og økonomi er intet unntak. Mange forskjellige variabler påvirker samme variabel samtidig, og det er ikke gjennomførbart å utføre eksperimenter under veldig kontrollerte former.

De to vanligste utfordringene er at korrelasjon ikke nødvendigvis impliserer kausalitet – og det å skille mellom disse to er ingen lett oppgave – samt muligheten for tilstedeværelse av ignorerte faktorer. Selv om det ikke foreligger noen fullgode svar på disse to utfordringene, har forskere tydd til ulike modeller for å prøve å nøste opp under den sistnevnte. Hva angår den første, har akademikere søkt hjelp fra «tidspilens» egenskap, det vil si at årsak må komme

før effekt. Det er med dette konseptet i bakhodet, økonometrikeren Clive W. J. Granger utviklet sin definisjon av kausalitet, noe som behandles i det følgende.

3.3.3 Granger-kausaltet

En Granger-kausaltetstest kan benyttes for å teste om observasjonene i en tidsserie kan brukes til å predikere senere observasjoner i en annen tidsserie. Dersom det er tilfelle kan en si at en variabel x Granger-forårsaker en annen variabel y . Forutsetningen er at y kan predikeres bedre av lags av både x og y , enn av de laggede verdiene til y alene. Generelt kan en hevde at x Granger-forårsaker y hvis følgende forutsetning er oppfylt (Granger, 1969):

$$E(y_t | I_{t-1}) \neq E(y_t | J_{t-1}) \quad (3.19)$$

Vi har her at I_{t-1} inneholder tidligere informasjon om både x og y , mens J_{t-1} kun inneholder informasjon om tidligere verdier av y . Dersom ligningen holder, kan en hevde at tidligere verdier av x , i tillegg til tidligere verdier av y , kan benyttes for å predikere y_t . Da er tidsseriene Granger-kausale.

Innledningsvis utføres en regresjon der y_t er avhengig variabel og y_{t-1} og x_{t-1} er forklaringsvariabler. Regresjonen blir dermed:

$$y_t = \alpha y_{t-1} + \beta x_{t-1} \quad (3.20)$$

Er variablene satt på førstedifferanseform kan ligningen skrives som følger:

$$\Delta y_t = \alpha \Delta y_{t-1} + \beta \Delta x_{t-1} \quad (3.21)$$

Når regresjonen er gjennomført, testes nullhypotesen om at koeffisientene til de laggede variablene er null ved en F-test. Når en F-test benyttes, testes det om en modell med restriksjoner har tilstrekkelig antall variabler i forhold til en modell uten restriksjoner. Når det testes om variablene er Granger-kausale kan modellen uten restriksjoner skrives som over.

Modellen med restriksjoner:

$$\Delta y_t = \alpha \Delta y_{t-1} \quad (3.22)$$

Dersom den ekstra variabelen som legges til har liten effekt på summen av de kvadrerte avvikene, bidrar den til å forklare variasjonen i den avhengige variabelen. Dermed støttes nullhypotesen om at variabelen ikke bør legges til. Bidrar imidlertid variablene til å redusere

summen av de kvadrerte avvikene tilstrekkelig, bør de inkluderes. Nullhypotesen kan da følgelig forkastes. F-statistikken angir hva som er en liten eller stor reduksjon i de kvadrerte avvikene. F-testen er gitt ved:

$$F = \frac{(SSR_R - SSR_U)/q}{SSR_U/(n - k - 1)}$$

der $q = df_r - df_u$ (tellerens frihetsgrader) og $n - k - 1 = df_u$ (nevnerens frihetsgrader). SSR angir summen av kvadrerte avvik. Tidsseriene er Granger-kausale dersom nullhypotesen kan forkastes på det valgte signifikansnivået.

3.4 VEC-modellen

En type modell som er relatert til tregheter i systemer i økonomifaget er Error Correction Models (ECM). Disse ser både på kortsiktig sammenheng mellom y -variabelen og de ulike forklaringsvariablene mens den holder fokus på eventuell likevekt på lang sikt. Langtidlikevekt kan forklares ved at «verdiene konvergerer og at de ikke lenger forandres» (Rao, 2005). Å behandle regresjoner med ikke-stasjonære variabler kan som tidligere nevnt føre til spuriøse resultater, men en ECM-modell tillater å inkludere variabler som er integrert av første orden (stasjonære i førstedifferansen) om de er kointegrerte.

En statistisk ECM ser ut som følger:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u_t \quad (3.23)$$

For å avdekke eventuelle tregheter blir laggede verdier inkludert og vi står igjen med følgende:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \gamma_1 y_{t-1} + \gamma_2 x_{t-1} + u_t \quad (3.24)$$

Basert på denne kan vi trekke fra y_{t-1} på begge sider. Da kan vi justere for verdier av forklaringsvariabelen og ende opp med et eksempel på en ECM:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t - (1 - \gamma_1) \left[y_{t-1} - \left(\frac{\gamma_2 + \beta_1}{1 - \gamma_1} \right) x_{t-1} \right] + u_t \quad (3.25)$$

I det siste uttrykket representerer ligningen en klassisk feiljusteringsmodell, der $-(1 - \gamma_1)$ er justeringsleddet og uttrykket i klammeparentesen viser langtidssammenhengen. Gitt at y_t og x_t er kointegrert med kointegrasjonskoeffisienten $\left(\frac{\gamma_2 + \beta_1}{1 - \gamma_1} \right)$, vil uttrykket i klammeparentesen være stasjonært selv om variablene er ikke-stasjonære. β_1 angir forholdet

mellom endringer i y_t og x_t på kort sikt, mens γ_1 beskriver hvor raskt eventuelle avvik vil justeres tilbake til likevekt.

Et problem som kan oppstå ved bruk av en statisk ECM er autokorrelasjon, men den kan reduseres om en justerer modellen til en dynamisk variant. Å inkludere laggede forklaringsvariabler vil bidra til å redusere autokorrelasjon, men medføre dårligere tolkningsgrunnlag av modellen. Koeffisientene vil fortsatt være konsistente, men de ender opp som forventningsskjeve.

Et eksempel på en ECM er VECM (Vector Error Correction Model), som vi vil omtale i det følgende. Denne kan benyttes om variablene er integrert av første orden (stasjonære i førstedifferansen), og vi finner en kointegrert sammenheng mellom variablene. Variablene i denne modellen tolkes dermed som endogene, noe som er nyttig da det er vanskelig å bestemme eksogene variabler. En annen fordel med VECM er at den tillater at variabelens verdi kan avhenge av mer enn kun sine egne laggede verdier. Med andre ord betyr dette at vi i tillegg til å se på effekten på den avhengige variabelen fra forklaringsvariablene, også kan se på effekten av egne laggede verdier.

Brooks & Tsolacos (2010) impliserer videre at VECM har bedre prediksjonsevner enn de tradisjonelle strukturelle modellene ettersom den dermed kan fange opp både kortsiktig og langsiktig informasjon i dataene. Det må dog gjøres forarbeid før denne modellen kan brukes, eksempelvis å velge optimalt antall lags. En svakhet ved modellen er at mange frihetsgrader brukes opp i små utvalgsstørrelser. I sin studie viser Brooks og Tsolacos til at det ikke finnes enighet om hva som er den beste VEC-modellen, og tolkningen av resultatene som fremkommer må foretas med andre modeller.

Vi kan utføre en bedre tilpasning av modellen ved å legge til og trekke fra parametere og lags. En viss fare her at dette kan medføre overtilpasning av modellen. Ved å legge til «straffeled» for antall parametere i modellen prøver de ulike informasjonskriteriene å kompensere for dette. En lavest mulig residuals sum er ønskelig, men selv om denne synker ved å legge til parametere vil verdien av «straffeledet» øke. I et forsøk på å velge den beste VEC-modellen vil vi dermed velge den tilpasningen som har lavest verdi basert på informasjonskriteriet.

Videre vil informasjonskriterie-testen i Stata avgjøre hvor mange lags vi har med. Både Brooks (2008) og Enders (2010) forteller at de vanligste fremgangsmåtene for å ende opp med riktig antall lags er (1) ved sannsynlighetskvotetest (Likelihood Ratio test) og (2) bruk av informasjonskriterium (AIC, SIC, HQ). Ifølge Brooks er det kombinasjoner av

informasjonskriteria som er det mest vanlige. Dersom det er motsigelser mellom disse metodene, skal en gå til metoden som flesteparten av kriteriene rettes mot (Hatemi & Hacker, 2009).

En Lagrange-multiplikator-test for autokorrelasjon er ønskelig i en slik modell ettersom den undersøker forholdet mellom \widehat{u}_t og flere av de laggede verdiene på samme tid. Dette er en generell test for autokorrelasjon opp til rank r , i motsetning til Durbin-Watson-testen, som kun tester førsteordens autokorrelasjon. Modellen for feilleddene er:

$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} \dots + \rho_r u_{t-r} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (3.26)$$

Null- og alternativhypotesen er som følger:

$$H_0: \rho_1 = 0, \rho_2 = 0, \dots, \rho_r = 0$$

$$H_1: \rho_1 \neq 0, \rho_2 \neq 0, \dots, \rho_r \neq 0$$

Alternativhypotesen forkastes om testobservatoren ligger over den kritiske verdien i kjikvadratfordelingstabellen.

4. Empirisk metode

4.1 Fremgangsmåte

I det følgende vil vi gjøre rede for hvordan vi er kommet frem til resultatene våre basert på teorien ovenfor. Ved hjelp av GARCH-modellen har vi beregnet volatilitetstallene som vi senere vil benytte som avhengig variabel i en regresjon. De månedlige volatilitetstallene er forsøkt forklart av OLS, en Granger-kausaltetsmatrise og VECM. Vi starter med å se på hvordan GARCH-modellen brukes.

4.1.1 GARCH-resultatene

Vi er blitt tilsendt EURNOK-kursens «open»-, «high»-, «low»- og «close»-verdier fra DNB fra høsten 2000 og frem til sommeren 2018. Vi valgte da å ta utgangspunkt i de daglige close-verdiene og har deretter beregnet daglige GARCH-verdier fra 1. januar 2008 til 29. desember 2017, som er perioden vi ønsker å studere. I datasettet vårt har vi valgt å være konsistente i bruken av daglige close-verdier for alle forklaringsvariablene, eksempelvis for oljepris og OSEBX. For volatilitetstallene beregner vi gjennomsnittet for de daglige verdiene i hver måned, samt multipliserer med $\sqrt{21}$ for å få uttrykt månedlige tall, da vi for enkelthets skyld antar at det er 21 trading-dager i måneden. I tråd med Hull (2012) bruker vi den kvadrerte endringen i EURNOK-kursen for å finne variansen den første dagen i datasettet fra den rekursive formelen.

GARCH-formelen består som beskrevet i teorien av tre ledd:

$$\sigma_n^2 = \gamma V_L + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (4.1)$$

Første ledd er variabelen omega (ω), som består av gamma (γ) multiplisert med gjennomsnittlig langsiktig varians (V_L). Omega er beregnet ved maximum likelihood-metoden som beskrevet i teoridelen ovenfor. Det ga oss en omega-verdi på 0,0001 %. Det neste leddet er alfa (α) multiplisert med avkastningen til forrige periode (her ved endringen i EURNOK-kursen dagen før, u_{n-1}^2). Alfa er estimert til 9,25 % ved bruk av maximum likelihood-metoden. For å beregne gårdsdagens avkastning (endring) finner en den prosentvise endringen i EURNOK-kursen fra i går til i dag og opphøyer verdien i andre. Det tredje leddet er beta (β) multiplisert med gårdsdagens varians (σ_{n-1}^2). Beta er i likhet med omega og alfa kalkulert ved

bruk av maximum likelihood-metoden og er beregnet til 87,42 %. Dette multipliseres videre med gårsdagens varians, som altså er gårsdagens GARCH-verdi. De ulike, individuelle log likelihood-estimatene er deretter summert (sjette kolonne under) og maksimert ved hjelp av Solver-funksjonen i Excel. Det gir oss følgende GARCH(1,1)-modell:

$$\sigma_n^2 = 0,000001 + 0,0925u_{n-1}^2 + 0,8742\sigma_{n-1}^2 \quad (4.2)$$

I tabell 2 følger et utsnitt av dataene fra Microsoft Excel.

Første kolonne: Dato

Fjerde kolonne: Endringen fra dag til dag

Andre kolonne: Dag

Femte kolonne: Variansen ved formel over

Tredje kolonne: Close-verdien av kursen

*Sjette kolonne: Individuelle log-likelihood
estimer*

<i>Dato</i>	<i>Dag_n</i>	<i>S_n</i>	<i>u_n</i>	<i>v_n = σ_n²</i>	<i>ln(v_n) - u_n²/v_n</i>
01.jan.08	1	7,9361			
02.jan.08	2	7,9463	0,0013		
03.jan.08	3	7,8921	-0,0068	0,00000	-14,88108
.
.
.
27.des.17	2607	9,8331	-0,0020	0,00003	10,22885
28.des.17	2608	9,8553	0,0023	0,00003	10,26396
29.des.17	2609	9,8432	-0,0012	0,00003	10,46035
					25087,2588

Estimatene gir følgende GARCH-parametere

$$\omega = 0,000001$$

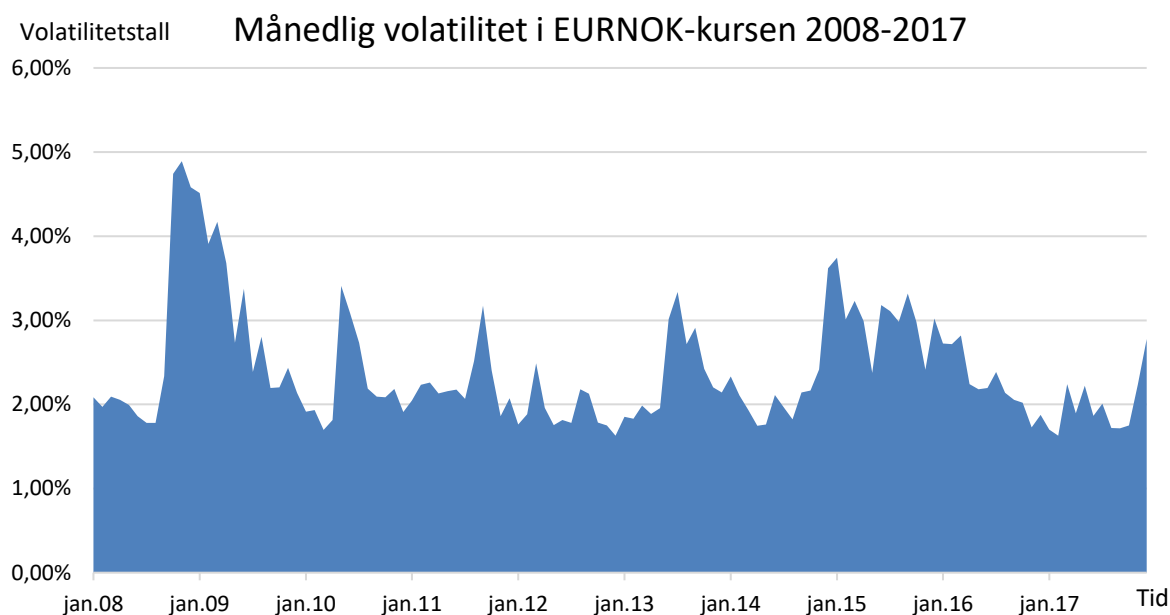
$$\alpha = 0,0925$$

$$\beta = 0,8742$$

Tabell 2 - Utsnitt av beregningene fra GARCH-modellen

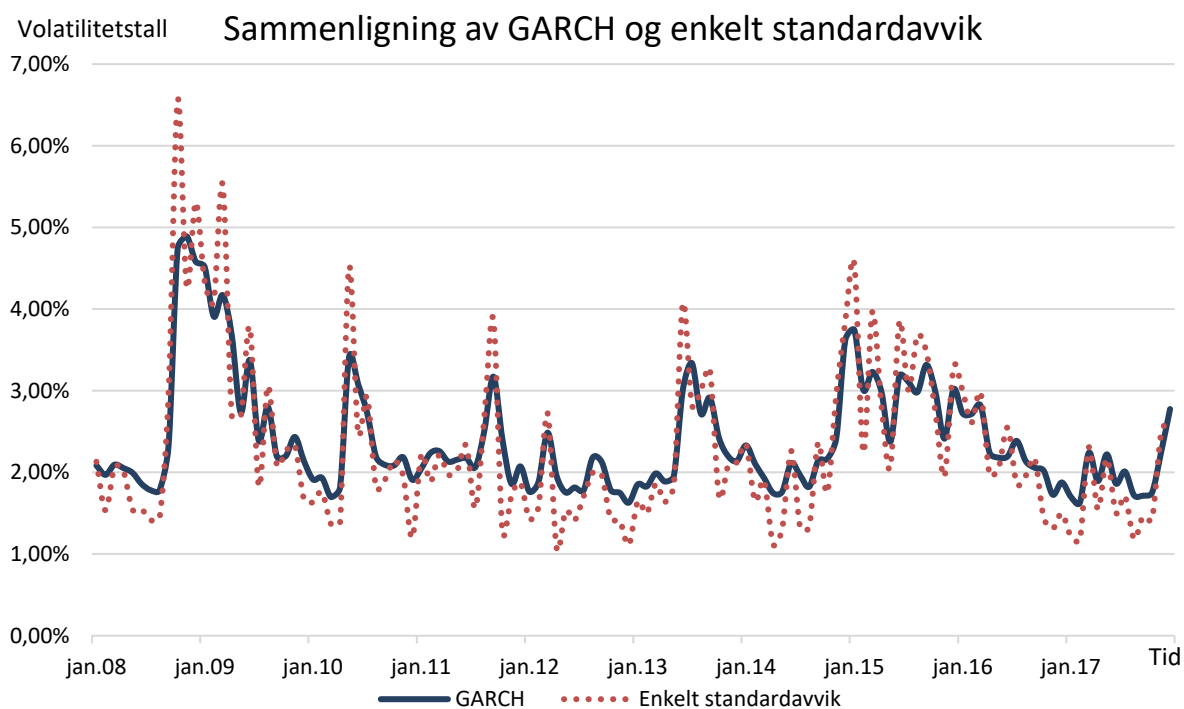
Graf 5 nedenfor viser utviklingen i volatiliteten i EURNOK-kursen beregnet etter GARCH-modellen fra 2008-2017. Her har vi tatt kvadratroten av variansen som vi fant ved formelen ovenfor. Dermed er det standardavviket som benyttes videre. Vi ser her et tydelig toppunkt under finanskrisen høsten 2008 og i starten av 2009, mens også 2015 utmerker seg som et år

der volatiliteten var høyere enn ellers. Ved hjelp av ligning (3.10) kalkulerer vi dermed den gjennomsnittlige langsiktige månedlige volatiliteten til 2,51 %.



Graf 5 - Månedlig volatilitet i EURNOK beregnet av GARCH-modellen

For å sammenligne GARCH-tallene med «enkelt» standardavvik har vi også sammenlignet de to parametrene mellom 2008 og 2017. Den blå heltrukne linjen under tilsvarer verdiene fra graf 5 over. Det er vist i graf 6 under.



Graf 6 - Sammenligning av GARCH og enkelt standardavvik

Slik vi ser av graf 6 inntreffer toppene og dalene forholdsvis samtidig for GARCH-modellen og det enkle standardavviket. Trendene virker dermed å være nokså like. Vi ser imidlertid at toppene er høyere for det enkle standardavviket, samtidig som bunnpunktene også er lavere. GARCH-tallene er således mer jevnet ut. Fra litteraturen har vi sett at modellen er mer anerkjent for å beregne volatiliteten for finansielle data i en tidsserie, enn enkelt standardavvik. I denne utredningen har vi derfor valgt å bruke GARCH-tallene for å forklare den høye volatiliteten i EURNOK-kursen som er observert det seneste tiåret.

4.1.2 Forklare volatiliteten

Etter at volatilitetstallene ved GARCH er beregnet settes disse inn i en kolonne i Excel. Der har vi også samlet alle andre månedlige data for potensielle forklaringsvariabler. Datasettet importeres deretter inn i Stata. Her bearbeides dataene og vi har gjennomført en rekke regresjoner for å studere forklaringsvariablenes effekt på volatiliteten i EURNOK-kursen. I tillegg er det utført flere tester for å sjekke at de økonometriske forutsetningene for modellen er intakt, noe vi kommer tilbake til.

Videre konstruerer vi en VAR-modell som foranledningen til Granger-kausalitetsmatrisen vi tolker. Også her trekker vi inn forutsetningene for modellen og matrisen for å forklare tallene på mest mulig korrekt måte. Vi bygger også en feiljusteringsmodell (VECM) for å sjekke ikke-stasjonære tidsserier med kointegrerte forhold. Dette gjøres for å få dypere innsikt i datamaterialet vi jobber med, og trekke gode og konsistente konklusjoner.

Vi kommer tilbake til disse modellene i senere deler av oppgaven.

5. Forklaringsvariabler som er blitt vurdert

5.1 Vår hypotese

Ved oppstarten av dette arbeidet forsøkte vi å sette sammen en skisse med flere potensielle forklaringsvariabler for de store svingningene i EURNOK-kursen fra 2008 til 2017. Enkelte er mer krevende å kvantifisere enn andre, men i det følgende ønsker vi å gi en kort introduksjon av forklaringsvariablene vi har vurdert for å belyse volatiliteten i EURNOK-kursen.

Fra mai 2010 og frem til utgangen av 2017 var det 20 dager med over 20 øre intradag-endring i EURNOK-kursen. Vi har gjennomgått disse datoene og studert nyhetsartikler for å finne ut om mediene kommenterte noe spesifikt om kronen mot euro på de aktuelle datoene. Da fant vi ut at majoriteten av dagene skapte overskrifter i norske medier. Det, samt egne hypoteser, gjør at vi er kommet frem til en rekke potensielle forklaringsvariabler som er blitt studert i denne oppgaven.

Ti av de aktuelle dagene EURNOK-kursen svingte betydelig falt på en torsdag. Det skyldes enkelte tilfeldigheter, men de ukene Norges Bank holder sitt rentemøte og kunngjør om styringsrenten endres eller holdes uendret frem til neste rentemøte, foregår på torsdager i de aktuelle ukene. Styringsrenten ser dermed ut til å være en potensiell forklaringsvariabel for endringene i EURNOK-kursen. 2015, et år med stor volatilitet i EURNOK-kursen og der ti av dagene de største svingningene er observert, gjennomførte sentralbanken flere kutt i styringsrenten. Norges Bank kuttet styringsrenten både i juni og september det året, noe som førte til store endringer i kronekursen. I mars 2015 overrasket imidlertid sentralbanken ved å holde styringsrenten uendret på 1,25 % (NRK, 2015). Det skapte svingninger i kursen, og dermed observerer vi at både endring og stillstand i styringsrenten har bidratt til volatilitet i kursen i det aktuelle tidsrommet. At stillstand i styringsrenten har ledet til volatilitet kan tyde på at news-effekten har hatt påvirkning. Ettersom vi i hovedsak ser på volatiliteten i EURNOK-kursen vil den tilsvarende styringsrenten i eurosonen være interessant å ta stilling til.

En hovedårsak til at Norges Bank kuttet styringsrenten ved flere anledninger i 2015 er det kraftige oljeprisfallet i 2014 som fikk store ringvirkninger for norsk økonomi. Endring i oljeprisen er en annen gjenganger i nyhetsartikler vi har gjennomgått fra de 20 dagene med størst differanse mellom høyeste og laveste kurs. Fall i oljeprisen synes å ha fått den norske

kronen til å svekke seg betraktelig. Det har skjedd både over tid, men også fått kursen til å svinge kraftig på en enkelt dag. Oljeprisen synes derfor å være en faktor med stor påvirkningskraft på EURNOK-kursen, noe som gjør at vi ønsker å studere dens effekt på kursen ytterligere.

VIX (Chicago Board Options Exchange Volatility Index) er et mål på implisitt volatilitet og brukes for å spore opp volatiliteten i den amerikanske S&P 500-indeksen. Den representerer markedets forventede volatilitet i de kommende 30 dagene (21 handelsdager). VIX-indeksen er ofte omtalt som «fryktindeksen». Indeksen antyder hvor sannsynlig det er for et marked å oppleve uventede bevegelser i pris. Måten dette gjøres på er å aggregere den implisitte volatiliteten til et antall call- og put-opsjoner basert på S&P 500. Den implisitte volatiliteten til opsjonene benyttes så til å anslå en numerisk verdi for S&P 500-indeksens samlede volatilitet over 30 dager. Det blir brukt som en indikator på det generelle markedssentimentet. Den norske valutaen er liten, og kan derfor være spesielt utsatt for usikkerhet i markedet. Etersom historisk volatilitet til enhver tid er kjent, og VIX-indeksen er et mål på usikkerheten i markedet, er indeksen et interessant mål å studere nærmere for å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen.

Hovedindeksen på Oslo Børs er en annen forklaringsvariabel vi ønsker å studere. Hovedindeksen stod på 491 ved inngangen til 2008. Finanskrisens ringvirkninger sendte den ned på 100-tallet før den deretter har steget, dog med noen svingninger, til i overkant av 800 ved utgangen av 2017. Hovedindeksen ved Oslo Børs indikerer hvordan norske selskaper leverer, som igjen gir et bilde av tilstanden i norsk økonomi.

Videre er en teori at handelsvolumet i norske kroner vil ha påvirkning på kronekursen. Med stadig forbedrede instrumenter for å måle markedet og dets utvikling, er det rimelig å anta at det er flere som handler valuta for å profitere. Norges Banks valutastatistikk-register inneholder data for volumet som er blitt handlet i norske kroner siden 2005, og ved å inkludere dette i modellen vil vi kunne vurdere hvorvidt handelsvolumet har en signifikant påvirkning på volatiliteten i den norske kronen som er blitt observert i perioden 2008-2017.

Inflasjonen i et land er historisk noe som ofte har påvirkning på et lands valutakurs. Det ble eksempelvis observert i Norge den 10. oktober 2018, da KPI-tall fra SSB viste at inflasjonen var på 3,4 % i september 2018, noe som var høyere enn ventet. Det resulterte umiddelbart i en fem øres styrking av den norske kronen sammenlignet med euro. Inflasjonen i Norge, målt ved KPI-JAE (konsumprisindeksen justert for avgiftsendringer og ekskludert energivarer) for

hver måned, er derfor en variabel vi velger å inkludere i modellen for å se på korrelasjonen mellom inflasjon og volatilitet.

En ytterligere variabel som gjerne sier noe om tilstanden i et lands økonomi er arbeidsledigheten i landet. For å vurdere om denne faktoren kan ha signifikant innvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen, inkluderes derfor SSB-tall for arbeidsledigheten fra 2008 til 2017 i modellen i form av AKU-tallene (arbeidskraftundersøkelsen). Vi har samtidig undersøkt om den internasjonale valutautviklingen, i form av kursen mellom euro og amerikanske dollar, EURUSD, kan ha hatt påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi har også et ønske om å studere BNP per innbygger i analysen. Statistisk sentralbyrå begynte imidlertid ikke å slippe månedlige tall for BNP i Norge før i 2018. Vi kommer tilbake til hvordan vi har løst dette.

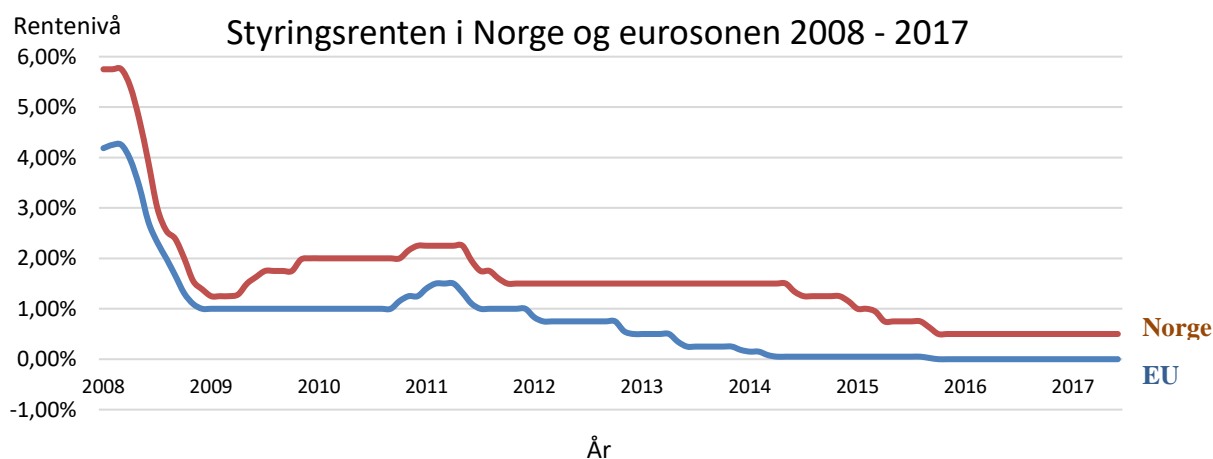
6. Forklaringsvariablenes effekt på økonomien

6.1 Sentrale variabler inkludert i regresjonene

På bakgrunn av våre hypoteser vil vi i det følgende se nærmere på noen av de ovennevnte forklaringsvariablene og vurdere deres effekt på økonomien. Vi har her tatt et utvalg av forklaringsvariablene ovenfor som senere skal vise seg å være sentrale for å forklare bakgrunnen for volatiliteten i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017.

6.1.1 Renter

Styringsrenten i Norge er den renten bankene får på innskuddene sine i Norges Bank. Det medfører at styringsrenten normalt har stor betydning for bankenes innskudds- og utlånsrenter. Et godt eksempel på dette kom da Norges Bank hevet styringsrenten i Norge med 0,25 prosentpoeng den 20. september 2018, fra 0,5 % til 0,75 % (Norges Bank, 2018). Det var første gang siden mars 2016 at styringsrenten i Norge ble endret. Dagen etter kunne en lese i norske medier at DNB ble den første banken til å sette opp boliglånsrenten med inntil 0,25 prosentpoeng. Det samme gjorde Sparebank 1 Østlandet, og i dagene som fulgte kastet en rekke andre banker seg på trenden (E24, 2018). Der boliglånet ble dyrere for mange, ble samtidig innskuddsrenten, eksempelvis for BSU-konto, hevet av DNB med flere. Norges Banks ventede beslutning om en renteheving i september 2018 fikk dermed umiddelbar effekt på bankenes innskudds- og utlånsrenter. Graf 7 viser utviklingen i rentenivået i Norge og eurosonen i tiårsperioden. Den viser at utviklingen har vært forholdsvis lik, men at renten i Norge alltid lå noe over eurosonen mellom 2008 og 2017.



Graf 7 - Styringsrenten i Norge og eurosonen 2008 – 2017. Kilde: Norges Bank og ECB

Årsakene til at styringsrenten endres er sammensatt. Når økonomien har vært i bedring over tid, samt at arbeidsmarkedet har utviklet seg bra, er det vanlig å heve renten. Det skyldes blant annet at en ikke ønsker å overopphete økonomien, da lave renter gir incentiver til å gjennomføre investeringer som setter ytterligere fart på et lands økonomi. Økt rente gir derimot incentiv til økt sparing og lavere konsum, noe som begrenser veksten i økonomien.

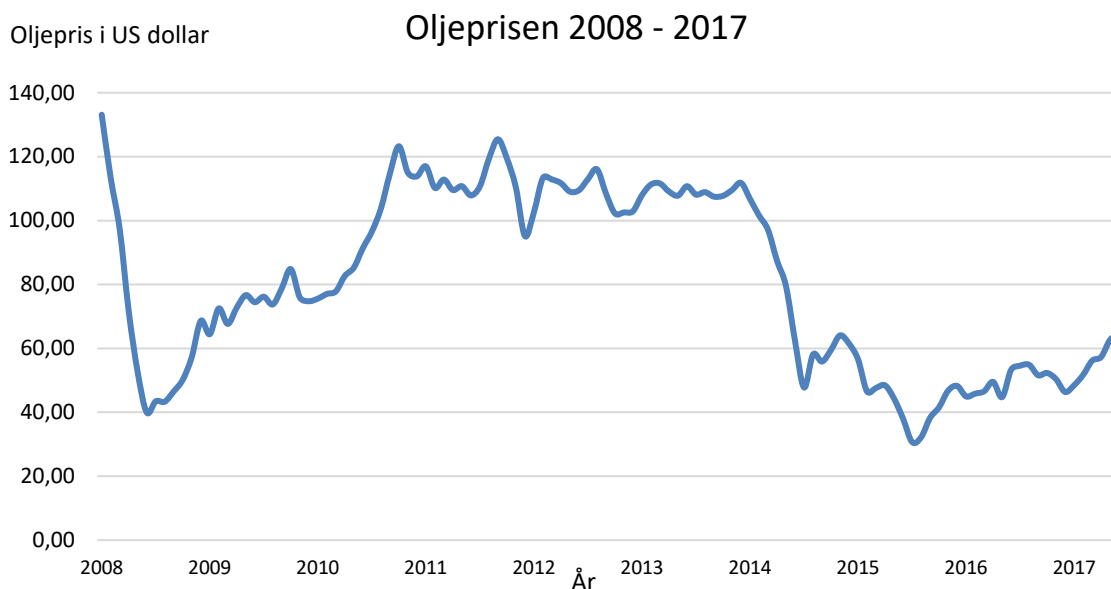
Det er Norges Bank som har ansvaret for pengepolitikken i Norge og det er de som bestemmer styringsrenten. Norges Bank har i perioden 2008-2017 hatt som mandat å styre rentesettingen slik at inflasjonen i Norge over tid skal ligge på omlag 2,5 %, samt at kronens internasjonale verdi skal bevares. Inflasjonsmålet ble i mars 2018 senket til 2,0 % (Regjeringen, 2018).

Rentenivået i et land har imidlertid også stor påvirkning på et lands valutakurs, og Norges Bank har som nevnt den norske kronens verdi i bakhodet når de setter styringsrenten. Når Norges Bank hever renten, som den 20. september 2018, innebærer det (alt annet likt) at det blir mer attraktivt for utenlandske investorer å plassere pengene sine på norske konti eller i norske verdipapirer, ettersom renten (avkastningen) en får av bankene blir høyere. Dermed øker etterspørselen etter norske kroner, slik at verdien av norske kroner øker, altså appresierer kronen. Det motsatte vil gjelde dersom styringsrenten senkes.

I likhet med det norske rentenivået vil en anta at rentenivået i eurosonen påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen. Endret rentenivå for eurolandene, eksempelvis høyere rentenivå, medfører at det (alt annet likt) er mer attraktivt for utenlandske investorer å plassere kapitalen deres i euro. Det gir etter økonomisk teori økt etterspørsel etter euro og dermed appresierer euroen.

6.1.2 Oljepris

Oljeprisen har det seneste tiåret vært svært volatil. Fra å ligge forholdsvis stabilt over 100 dollar fatet fra januar 2011 til august 2014, var oljeprisen godt under 30 dollar fatet i januar 2016. Ved utgangen av 2017 hadde oljeprisen hentet seg inn igjen til drøye 67 dollar fatet. Hvordan oljeprisen påvirker norsk økonomi vekker stor interesse i mediene og for aktørene i valutamarkedene. Graf 8 viser utviklingen i oljeprisen for perioden vi studerer. Grafen innehar månedlige observasjoner som er beregnet ved å ta snittet av de daglige sluttnoteringene for oljeprisen hver måned.



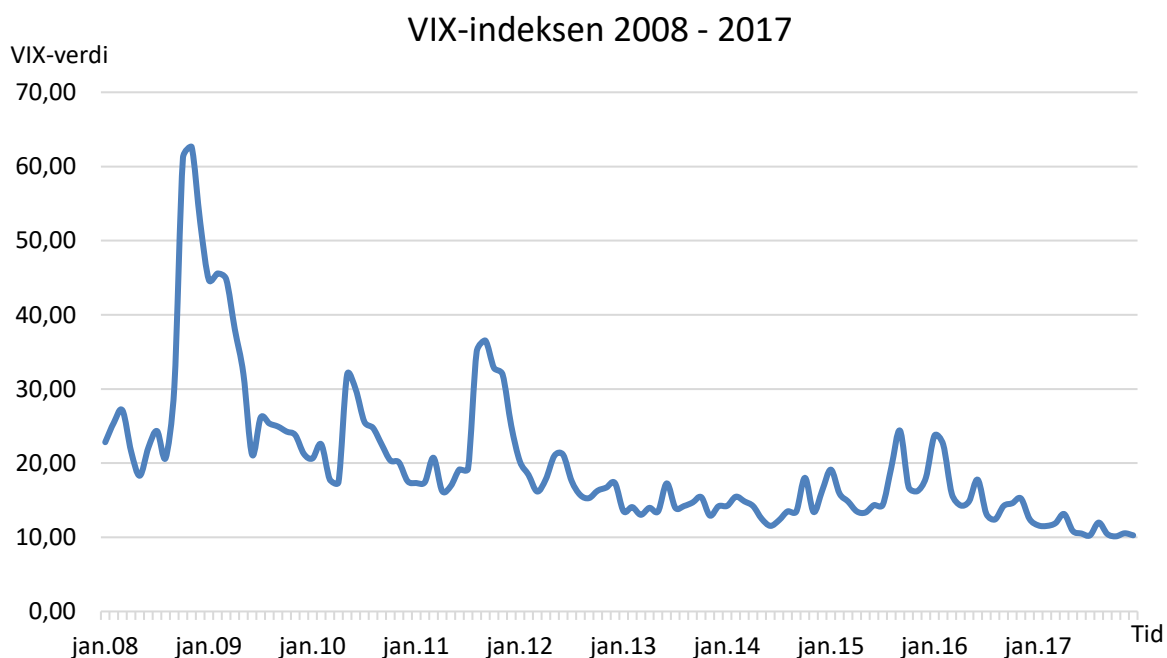
Graf 8 - Oljeprisen 2008 – 2017. Kilde: Trading Economics (2018)

Norske medier har eksempelvis i perioden 2014-2016 rettet søkelys mot den svake norske kronen, der det hevdes at nedgang i oljeprisen er driveren bak den tidvis svært svake kronen. I 2015 svingte EURNOK-kursen med mer enn 20 øre i løpet av én dag ti ganger. En gjenganger ved nærmere studier av norske næringslivsartikler i kjølvannet av disse dagene er at fallet i oljeprisen er årsaken til at den norske kronen svekket seg betraktelig de aktuelle dagene. Sett bort ifra finanskrisen rundt årsskiftet 2008-2009 er 2015 den mest volatile perioden i EURNOK-kursen i tiåret 2008-2017, beregnet etter GARCH-modellen. En fellesnevner mellom finanskrisen og 2015 er at oljeprisen falt kraftig, noe som gir grunnlag for teorien om at oljeprisen har sterk påvirkning på kronekursen. At oljeprisen påvirker kronen er ikke unaturlig, da Norges petroleumsinntekter stod for 49 prosent av Norges samlede eksport i 2013, og for nær 30 prosent av statens samlede inntekter (Oljedirektoratet, 2014).

Teoretisk ble det tidlig etablert en sammenheng mellom valutakurser og oljepris gjennom forskning på 1980-tallet. Golub (1983) fant ut at oljeeksporterende land vil forvente en appresiering av valutakursen når oljeprisen stiger. Den motsatte veien forklarte Blomberg & Harris (1995) om den mulige påvirkningen valutakurser har på oljeprisen ved å benytte kjøpekraftparitetsteorien om «Law of one price» på konkurranseutsatte varer. De fant ut at ettersom olje selges i amerikanske dollar og blir handlet likt over hele verden, vil en depresiering av USD gi økt kjøpekraft for utenlandske aktører, noe som øker etterspørselen etter olje og dermed prisen på olje.

6.1.3 VIX

Volatilitet kjennetegnes ved stor usikkerhet i markedet. Det finnes flere mål på usikkerhet, deriblant VIX-indeksen. VIX-indeksen måler forventet kortsiktig volatilitet i opsjoner tilknyttet den amerikanske aksjekursindeksen S&P 500 (Johannesen, 2018). Her indikerer økt indeksverdi at investorer forventer økt volatilitet i aksjekursene fremover, noe som samtidig indikerer usikkerhet. Usikkerhet i markedet vil også påvirke valutamarkedet, og i perioden mellom 2008 og 2017 er det observert høye VIX-verdier i perioden der EURNOK-kursen var på det mest volatile, altså under finanskrisen. Graf 9 viser VIX-indeksen fra 2008 til 2017. Vi har her månedlige observasjoner funnet ved å ta gjennomsnittet av de daglige sluttnoteringene for hver måned.



Graf 9 - VIX-indeksen 2008 – 2017. Kilde: Yahoo Finance (2018)

I vår regresjon, som baserer seg på månedlige data, har vi tatt gjennomsnittet av daglige close-verdier av VIX-indeksen for hver av de 120 månedene fra januar 2008 til desember 2017. Der gjennomsnittet over hele tiårsperioden viser en VIX-verdi på 20,08, har månedsgjennomsnittet fluktuert fra 10,13 på det laveste i oktober 2017 til 62,64 i november 2008. VIX-indeksen var på sitt definitive toppunkt i den utvalgte perioden under finanskrisen i 2008 og i starten av 2009.

6.1.4 Inflasjon

Inflasjon kan defineres som vedvarende vekst i det generelle prisnivået. Den er nært knyttet opp mot valuta, da inflasjon gir et fall i verdien til kronen eller en annen pengeenhet regnet i varer og tjenester, altså dens kjøpekraft. Eksempelvis innebærer inflasjon at en får færre varer og tjenester for en 50-lapp enn tidligere. I Norge blir inflasjonen målt ved hjelp av konsumprisindeksen (KPI), som utarbeides av Statistisk sentralbyrå. Vi benytter her KPI-JAE-tall.

Inflasjon er imidlertid nært knyttet opp mot renter. Lavere rentenivå i Norge fører som drøftet tidligere til at utenlandske investorer flytter kapitalen ut av Norge ettersom avkastningen på å ha kapital plassert i Norge reduseres. Dermed reduseres etterspørselen etter norske kroner og kronen depresierer. En svakere krone fører til at utenlandske produkter blir dyrere for nordmenn. Når norske importbedrifter blir nødt til å betale høyere priser, betyr det at den importerte prisveksten øker, altså blir inflasjonen i Norge høyere.

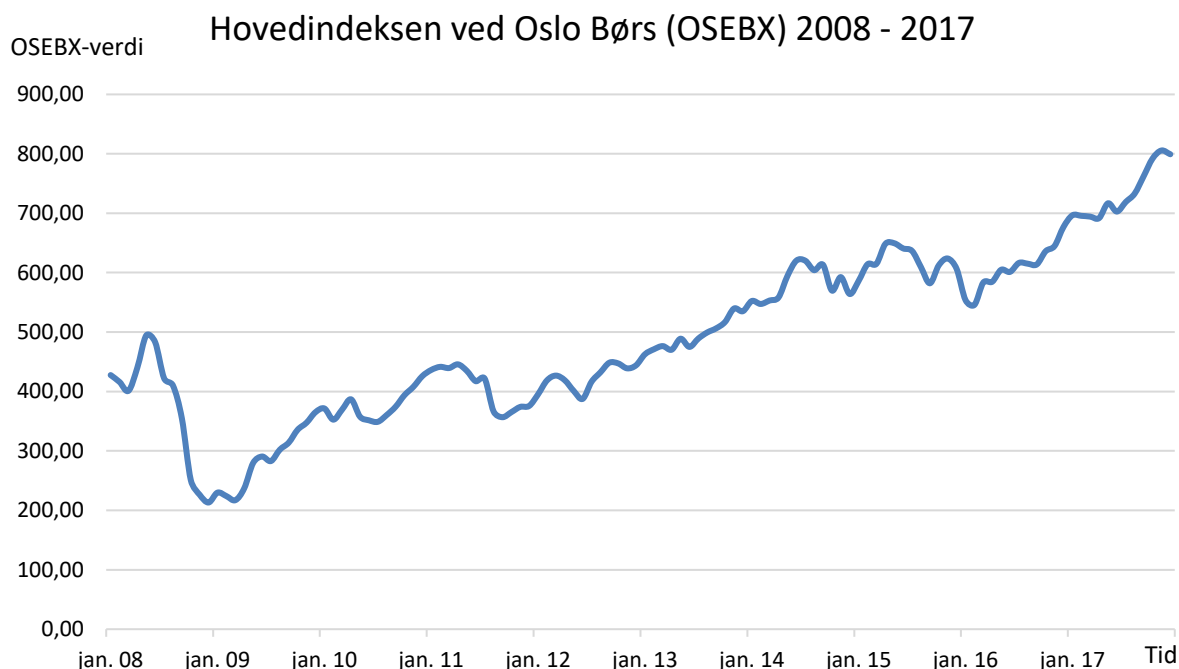
6.1.5 Handelsvolum

Kjøp og salg av norske kroner vil ifølge økonomisk teori påvirke verdien til den norske kronen. Kronens verdi bestemmes av tilbud og etterspørsel etter norske kroner, og dermed vil kjøp og salg av kroner være en interessant variabel å studere nærmere. Norges Bank har på deres hjemmesider publisert en valutahandelsstatistikk (Norges Bank, 2018). Den er basert på innsamling av daglige transaksjonsdata fra de største bankene. Transaksjonsdataene viser kjøp og salg av valuta der norske kroner inngår i valutaparet. Tallene viser en ukentlig oversikt. Ettersom vi benytter månedlige tall i datasettet vårt, er de ukentlige tallene slått sammen og omgjort til månedlige, for å samsvare best mulig med de resterende tallene i datasettet. Vi har netto valutakjøp spot, altså kjøp av norske kroner fratrukket salg av norske kroner.

6.1.6 Oslo Børs

Hovedindeksen ved Oslo Børs har som nevnt beveget seg mye i perioden 2008-2017. Under finanskrisen opplevde Oslo Børs sitt hittil nest største krakk noensinne og det desidert raskeste da børsen falt med 64 prosent fra mai til november 2008 (Grytten & Hunnes, 2016). Oslo Børs hentet seg imidlertid godt inn sammenlignet med mange andre sammenlignbare børser rundt om i verden. I løpet av 2017 nådde Oslo Børs flere toppnoteringer, noe som senere er blitt

slått i 2018 (Hegnar.no, 2018). Graf 10 under viser utviklingen på Oslo Børs gjennom tiårsperioden. Også her er grafens tall månedlige data, funnet ved å ta gjennomsnittet av de daglige sluttnoteringene.



Graf 10 - Hovedindeksen ved Oslo Børs 2008-2017. Kilde: Oslo Børs

Selv om børsen tilsynelatende ikke direkte knyttes opp mot valutakursen i økonomisk teori, er det likevel ikke utenkelig at det kan være en sammenheng. Det skyldes at indeksen stiger i perioder der det går godt med norske selskaper, mens den faller når norske selskaper leverer svake resultater. Dermed kan indeksen brukes som en indikator på tilstanden i norsk økonomi, som igjen vil kunne påvirke kronkursen. I perioden 2008-2017 ble det for øvrig notert 84 nye selskaper ved hovedindeksen, der 16 av disse var overføringer fra Oslo Axess og Merkur Market, to andre markedsplasser ved Oslo Børs (Oslo Børs, 2018).

7. Resultater fra OLS

Første del av analysen vil ta for seg OLS-resultatene fra regresjonene vi har gjennomført. Før vi presenterer resultatene vil vi først kort gjennomgå resultatene av de ulike testene vi har gjennomført for å sjekke at alle forutsetninger for OLS-modellen er tilfredsstillende. Først da kan vi være sikre på at resultatene som presenteres er korrekte og at vi ikke har feilkilder som leder til spuriøse og forventningsskjevne resultater.

7.1 Resultater fra testene

Ved å gjennomføre en Dickey-Fuller-test av samtlige variabler inkludert i analysen, finner vi at variablene for oljeprisen, inflasjon, arbeidsledighet og OSEBX er ikke-stasjonære. Vi ønsker imidlertid å studere disse fire potensielle forklaringsvariablene til volatiliteten i EURNOK-kursen også. Derfor har vi i stedet inkludert variabler for endringer (*førstedifferansen*) eller absoluttendring i oljeprisen, inflasjonen, arbeidsledighet og OSEBX. Absoluttendringen vil alltid gi positive verdier i datasettet og disse variablene er stasjonære. Tabell 1.1 i appendikset viser to utvalgte stasjonaritetstester, men vi velger å utelate utskrift for samtlige variabler ettersom vi tester svært mange. Vi kommenterer derfor heller dette underveis.

Videre har vi gjennomført VIF- og Durbin-Watson-tester for de fire regresjonene som nå skal presenteres. Tabell 1.2 i appendikset viser VIF-tester som ikke indikerer problemer med multikollinearitet for noen av regresjonene våre. En DW-test er imidlertid ikke gyldig å bruke i vårt tilfelle, ettersom vi har brukt en lag av den avhengige variabelen i alle regresjonene. Den britiske økonomen James Durbin har imidlertid utbedret en alternativ test som vi har utført. Tabell 1.3 i appendikset antyder at vi ikke har problemer knyttet til autokorrelasjon. Vi har også gjennomført Breusch-Pagan-testen, som i utgangspunktet viser at vi har noen utfordringer knyttet til heteroskedastisitet. Ved å legge til «robust» i enden av hver regresjon i Stata oppnår en forventningsrette standardavvik for koeffisientene ved heteroskedastisitet, og således er heller ikke det et problem her.

En ytterligere test vi har gjennomført er Jarque-Bera-testen for normalfordelte residualer. Testen, som er gjennomført for alle regresjonene, viser at normalitetsantakelsen holder for regresjon 1-4. Det er vist i tabell 1.4 i appendikset.

Videre har vi undersøkt om regresjonene har endogenitetsproblemer ved å teste feilleddene i Stata. Av disse fremgår det at vi ikke har forklaringsvariabler som har forklaringskraft på residualene fra regresjonene og vi konkluderer med at vi ikke har svakheter knyttet til endogenitet i våre data.

7.2 Regresjonsutskrift

Utskriften nedenfor viser resultatene fra fire ulike regresjoner gjennomført i statistikkverktøyet Stata. Under regresjonsutskriften følger tabell 3 med en forklaring av de ulike variablenes betydning. De ulike regresjonene inneholder ulike forklaringsvariabler. Det skyldes delvis at enkelte variabler er korrelerte, slik at forutsetningene for tidsserier ikke tilfredsstilles dersom samtlige variabler kjøres i samme regresjon. Vi vil i den videre drøftelsen komme tilbake til hvilke variabler dette gjelder og diskutere hvorfor kombinasjonen av de ulike variablene er utført.

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Volatilitet	Volatilitet	Volatilitet	Volatilitet
Renteendring	0.00357** (3.15)	0.00405*** (3.48)	0.00357** (2.96)	0.00339** (2.99)
Eurosonen	-0.139*** (-4.60)	-0.0940* (-2.61)		
ABS_Oljepris	0.000275*** (3.48)		0.000240** (2.75)	0.000342*** (3.47)
Netvol	-7.26e-08*** (-3.69)	-7.98e-08*** (-3.98)	-7.80e-08*** (-3.84)	
VIX	0.000271*** (4.20)	0.000238** (3.11)	0.000212*** (3.40)	0.000186* (2.27)
L.Volatilitet	0.543*** (7.66)	0.576*** (7.61)	0.579*** (8.39)	0.571*** (6.95)
Delta_OSEBX		-0.0000369 (-1.97)		
ABS_AKU		0.310 (0.87)		
Styringsrenten			-0.0858** (-3.33)	-0.0859** (-2.70)
ABS_EURUSD			0.0162	

			(0.95)	
ABS_Netvol				5.74e-08*
				(2.07)
ABS_Inflasjon				0.00153
				(0.54)
_cons	0.00557***	0.00627***	0.00601***	0.00475***
	(5.28)	(4.94)	(5.38)	(3.71)
<i>N</i>	119	119	119	119
<i>R</i> ²	0.798	0.785	0.789	0.766

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Variabelens navn	Forklaring
Volatilitet	Venstresidevariabel i regresjonene, beregnet etter GARCH-modellen
Renteendring	Dummyvariabel som er lik 1 dersom styringsrenten i Norge ble endret den aktuelle måneden, 0 ellers
Eurosonen	Styringsrenten i eurosonen. Data fra ECBs hjemmesider
ABS_Oljepris	Absoluttendringen i oljeprisen. Data fra Yahoo Finance
Netvol	Kjøp fratrukket salg av norske kroner. Fra Norges Banks valutahandelsstatistikk
VIX	Verdier for den amerikanske VIX-indeksen. Hentet fra Yahoo Finance
L.Volatilitet	Lagget volatilitet, altså volatiliteten fra måneden før
Delta_OSEBX	Endringen i hovedindeksen ved Oslo Børs. Hentet fra Oslo Børs' hjemmesider
ABS_AKU	Absoluttendringen i arbeidsledigheten i Norge. AKU-tall, hentet fra SSBs hjemmesider
Styringsrenten	Styringsrenten i Norge. Fra Norges Banks hjemmesider
ABS_EURUSD	Absoluttendringen i EURUSD-kursen. Hentet fra Bloomberg-terminalen
ABS_Netvol	Absoluttendring av nettokjøp for norske kroner. Hentet fra Norges Banks valutahandelsstatistikk
ABS_Inflasjon	Absoluttendringen av inflasjon i Norge. KPI-JAE-tall fra Norges Banks hjemmesider. 12-måneders endring (prosent)

Tabell 3 - Forklaring av variabler

7.3 Regresjon 1

7.3.1 Endring i rentenivået i Norge

Vår hypotese i forkant av denne studien var at både rentenivået i Norge og eurosonen har hatt signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen. Disse variablene kan derimot ikke kjøres i samme regresjon. Det skyldes at dersom en VIF-test utføres, vil en få et entydig resultat om at det forekommer multikollinearitet mellom de to variablene ettersom vi får en VIF-verdi langt over den tillatte grensen på 5. Grunnet dette har vi derfor utelatt variabelen for styringsrenten i Norge i regresjon (1).

Vi har imidlertid laget en dummyvariabel kalt «Renteendring». Variabelen er lik 1 for de månedene der det har forekommet endringer i styringsrenten i Norge, og 0 ellers. Formålet med variabelen er å fange opp effekten av at det har forekommet en endring i styringsrenten her i landet. Fra januar 2008 til desember 2017 var det totalt 19 endringer i det norske rentenivået fordelt på 18 ulike måneder. Koeffisienten har, slik regresjon (1) viser, en t-verdi på 3,15, noe som indikerer at en renteendring i Norge har en signifikant påvirkning på den høye volatiliteten som er observert.

Koeffisienten til endring i styringsrenten har et positivt fortegn. Det innebærer at volatiliteten øker dersom det har forekommet en endring i styringsrenten i den aktuelle måneden. Vi ser dermed at en renteendring fører til økt volatilitet i EURNOK-kursen. Rent teoretisk gir det en logisk sammenheng, ettersom renteendringer medfører at investorer ønsker å forflytte kapitalen. Det stemmer også overens med det som var ventet, da et negativt fortegn på denne koeffisienten ville betydd at en renteendring gir lavere volatilitet. Et positivt fortegn derimot, som i dette tilfellet, er dermed i tråd med det en kunne vente.

Norges Bank innførte inflasjonsmålet i 2001 og begynte deretter å sette renten med tanke på å nå inflasjonsmålet, samt å bevare kronens internasjonale verdi. Det blir derfor naturlig å sammenligne perioden 2008-2017 med 2001-2007 for å vurdere hvorfor EURNOK-kursen har vært mer volatil i den førstnevnte perioden. Det innebærer samtidig at sistnevnte periode da innehar tre færre år enn perioden vi analyserer.

I perioden 2001-2007 var det 26 endringer i styringsrenten i Norge. Det var dermed flere renteendringer i løpet av disse syv årene, enn det var i tiårsperioden 2008-2017. Styringsrenten hadde samtidig større spredning på starten av 2000-tallet. I løpet av halvannet år, fra oktober 2002 til mars 2004 ble styringsrenten i Norge eksempelvis senket fra 7,0 % til 1,75 %. Store svingninger i rentenivået og antallet renteendringer kan derfor ikke alene synes å forklare

hvorfor EURNOK-kursen har vært mer volatil fra 2008 til 2017, da de store variasjonene i rentenivå og det hyppige antallet endringer i årene før var større.

Renteendringer er imidlertid ofte varslet eller signalisert på forhånd. Norges Banks rentebane gir langsiktige indikasjoner på hvordan rentenivået er tenkt å utvikle seg de kommende årene. Dette impliserer at news-effekten ikke burde være av betydelig størrelse for denne variabelen. Vi ser likevel at koeffisienten er signifikant, og dermed kan det tyde på at news-effekten har hatt påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen gjennom renteendringer.

7.3.2 Rentenivået i eurosonen

Rentenivået i eurosonen er en annen signifikant variabel i regresjonsutskriften ovenfor. Fra 2008 til 2017 ble det gjennomført 18 endringer i styringsrenten i eurosonen, altså én gang mindre enn i Norge. Bestemmelse av rentenivået i eurosonen er en omfattende prosess. Da landene som har euro som pengeenhet er nødt til å ha samme rentenivå, må derfor rentenivået tilpasses de 19 medlemsstatene. Fra regresjon (1) ser vi at variabelen «Eurosonen», som altså er styringsrenten i eurosonen, er en signifikant variabel på et 5 % signifikantnivå. I motsetning til variabelen «Renteendring» ovenfor, er ikke dette en dummy-variabel, men snarere det faktiske rentenivået i eurosonen. Fortegnet til koeffisienten er negativt. Det impliserer at en økning i rentenivået i eurosonen fører til lavere volatilitet i EURNOK-kursen, mens lavere rentenivå fører til økt volatilitet.

Intuitivt skulle en tro at en endring i styringsrenten i eurosonen vil bidra til å øke volatiliteten i EURNOK-kursen, ettersom en endring, uavhengig av hvilken retning, vil føre til at det enten blir mer eller mindre attraktivt å ha kapital plassert i den felleseuropeiske valutaen. På en annen side indikerer resultatet at volatiliteten i EURNOK-kursen er lavere når rentenivået er høyt, mens volatiliteten er høyere ved lavt rentenivå. Det kan skyldes at tider med høyt rentenivå gjerne innebærer gode økonomiske tider, da sentralbanken ser seg nødt til å ha høyt rentenivå for å bremse veksten i økonomien. Lavt rentenivå er ofte mer vanlig i tider med usikkerhet i markedet og der investeringsvolumet er lavt. Sentralbanken setter derfor ned renten for å få opp farten i økonomien igjen.

Resultatet ovenfor viser altså at nivået på styringsrenten i eurosonen har signifikant påvirkning på EURNOK-kursen, og at lavt rentenivå gir høyere volatilitet. Graf 7 viste at rentenivået i eurosonen har falt betydelig gjennom tiåret 2008-2017. Fra 1999 til 2007 var rentenivået i eurosonen aldri under 2 % og nær 5 % på det høyeste. Rentenivået var dermed

betydelig høyere enn det har vært etter finanskrisen. Dermed ser vi at de historiske dataene samsvarer med resultatet ovenfor. Historien har vist at perioder med høyt rentenivå inntraff i perioder med lav volatilitet i EURNOK-kursen, mens det motsatte har vært tilfelle i perioder med lavt rentenivå. Koeffisientens fortegn i regresjonen ovenfor synes derfor å være fornuftig.

7.3.3 Absoluttendring i oljeprisen

Regresjonskoeffisienten fra regresjon (1) over tilsier at absoluttendringer i oljeprisen fører til høyere volatilitet i EURNOK-kursen ettersom koeffisienten er positiv. Sammenhengen er sterkt signifikant. Det er i tråd med forventningene, da det er gjort mye forskning på oljeprisens virkning på kronekursen. Generelt antas det gjerne at kronen appresierer når oljeprisen stiger, mens det motsatte gjelder dersom oljeprisen faller. Her ser vi imidlertid ikke på nivået av oljeprisen, men snarere på hvordan en endring den ene eller andre veien påvirker EURNOK-kursen.

Funnene i regresjon (1) støtter oppunder observasjonene fra finanskrisen og i 2015, der et kraftig oljeprisfall kom samtidig som volatiliteten i EURNOK-kursen i perioden 2008-2017 var høy. Det samsvarer med resultatene fra regresjon (1), da store endringer i oljeprisen inntraff samtidig som volatiliteten i EURNOK-kursen har vært høy.

Høy oljepris vil medføre høy aktivitet på norsk sokkel, med flere potensielle utbyggingsprosjekter som vil være lønnsomme (SSB, 2014). Slike prosjekter kan være utbygging av nye felt, men også investeringer for å utvinne mer i felt som allerede er i produksjon. Prosjektene vil gi vekst i norsk økonomi og skape appresieringsforventninger, noe som i seg selv vil kunne styrke den norske kronen og påvirke svingningene i EURNOK-kursen. Det motsatte vil naturligvis gjelde dersom oljeprisen er lav, da det vil svekke norsk økonomi og skape depresieringsforventninger til den norske kronen. Fellesnevneren er, uavhengig om oljeprisen er høy eller lav, at endringer den ene eller andre veien vil påvirke investorers syn og forventninger om norsk økonomi, noe som vil påvirke volatiliteten i den norske kronen.

Sammenligner vi med det foregående tiåret, fra 1998 til 2007, var utviklingen i oljeprisen mer stabil enn fra 2008 til 2017. Oljeprisen sank fra i overkant av 15 dollar fatet til drøyt 10 dollar fatet fra januar 1998 til januar 1999, men etter dette steg den forholdsvis jevnt, dog med visse fluktuasjoner, frem til den passerte 40 dollar fatet høsten 2004. Frem mot finanskrisen doblet

oljeprisen seg, slik mange aktivum gjorde i forkant av krisen, og ved utgangen av 2007 var oljeprisen nær 100 dollar fatet.

Svingningene i oljeprisen fra 2008 til 2017 var imidlertid større og kraftigere enn i 1998-2007. Det medførte at endringer i oljeprisen, som har signifikant effekt på volatiliteten i EURNOK-kursen, fikk større betydning etter finanskrisen enn før krisen. Dermed kan endringer i oljeprisen synes å ha stor forklaringskraft på den høye volatiliteten i EURNOK-kursen som er observert det seneste tiåret, da observasjoner både før og etter finanskrisen samsvarer med funnene i regresjon (1).

7.3.4 Handelsvolum i norske kroner

Slik regresjonsutskriften viser, er «Netvol» en signifikant variabel. Det innebærer at netto handelsvolum (her spot kjøp fratrukket spot salg) i norske kroner har en signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen. Det er imidlertid viktig å understreke at valutahandelsstatistikken fra Norges Bank ikke viser netto kjøp av norske kroner mot euro, men norske kroner mot alle valutapar i verden der norske kroner er inkludert⁸. Fortegnet på regresjonskoeffisienten er negativt. Det innebærer at økt netto kjøp av norske kroner reduserer volatiliteten i EURNOK-kursen, det vil si at volatiliteten blir mindre dersom kjøp overstiger salg av norske kroner. Motsatt øker volatiliteten dersom salg av kroner overstiger kjøp av norske kroner, ifølge resultatet ovenfor.

Under finanskrisen, en svært volatil periode både i EURNOK-kursen og i mange aktivum verden over, var salget av norske kroner større enn kjøp i september, oktober og november 2008, samt januar 2009. Det vil si at netto handelsvolum var negativt i de nevnte månedene. Det var imidlertid de eneste månedene fra januar 2008 til april 2012 der salg av kroner oversteg kjøp. Samtlige andre måneder i perioden ble kronen kjøpt mer enn den ble solgt, ifølge Norges Banks register.

Senere i tiåret derimot, og særlig utover 2014 og 2015, ble det observert flere måneder med salg som oversteg kjøp av kroner. Dermed snudde den tydelige trenden fra 2008 til 2012 som viste at kjøp oversteg salg. Årene 2014 og 2015 var en periode der norsk økonomi var i utfordringer med et kraftig fall i oljeprisen som hovedårsak. Det kan dermed tyde på at salg av norske kroner overstiger kjøp i perioder med større usikkerhet i markedet og omkring den

⁸ Handelsvolum mellom NOK og EUR er ikke tilgjengelig

norske økonomien, mens netto handelsvolum er positivt i perioder der norsk økonomi går godt sett i forhold til sammenlignbare økonomier.

I kjølvannet av finanskrisen hentet norsk økonomi seg relativt raskt inn igjen etter den brutale nedgangsperioden. Der flere land i eurosonen, eksempelvis Hellas og Spania, slet kraftig under den påfølgende statsfinansielle krisen, ble norsk økonomi godt hjulpet av oljeprisen som raskt steg igjen etter krisen. Bedring i norsk økonomi kan dermed ha fått utenlandske investorer til å se til Norge når de skulle plassere kapital, ettersom mange land slet kraftig. Det kan være noe av forklaringen bak hvorfor det ble handlet norske kroner i langt større grad enn det ble solgt fra 2008 til 2012, med unntak av de fire månedene midt i den verste perioden av finanskrisen.

Under selve finanskrisen ble imidlertid ikke den norske kronen ansett som en «trygg havn» (Flatner, 2009). Den norske kronen ble av flere markedsaktører høsten 2008 omtalt som «en perifer og lite likvid valuta, der det ikke var ønskelig å plassere kapitalen når usikkerheten var stor». Samtidig fremhevet enkelte allerede sommeren 2009 den norske kronen i større grad som en trygg havn-valuta. Bakgrunnen for det var Norges solide finansielle stilling og forventninger om at norsk økonomi relativt sett ville klare seg bedre gjennom finanskrisen enn andre land (Lund, 2011).

Aktiviteten i kronemarkedet må imidlertid ses i lys av likviditeten i markedet. Likviditet kan anses å være et mål på hvor mange kroner som kan kjøpes og selges uten å påvirke kronekursen i stor grad. Med dårlig likviditet menes det at kursen, for et gitt beløp, flytter seg mer enn den ville gjort ved normale markedsforhold, mens det motsatte gjelder ved god likviditet i kronemarkedet. Slik vi har sett, var differansen mellom høyeste og laveste daglige vekslingskurs mellom norske kroner og euro på over 20 øre ved 30 anledninger mellom 2008 og 2010. Det medfører at likviditeten kan omtales som dårlig i denne perioden, noe også flere markedsaktører har uttalt. Dette kommer vi tilbake til i kapittel 8.1.2.

Til sammenligning skjedde dette kun to ganger i 2011 og ingen ganger i 2012, to av de minst volatile årene i perioden 2008-2017. Likviditeten var imidlertid svakere både i 2014 og 2015, i perioden oljeprisen begynte å falle dramatisk. I tillegg økte som kjent volatiliteten i EURNOK-kursen kraftig, beregnet etter GARCH-modellen. Det er samtidig et skille i handelsvolumet som inntraff i denne perioden, da det er langt flere observerte måneder med salg som overstiger kjøp av kroner, altså et negativt netto handelsvolum.

Norges Banks valutahandelsregister strekker seg kun tilbake til 2005. Det gjør det vanskelig å sammenligne funnene fra 2008 til 2017 med tiåret før, for å se om det er store forskjeller i handelsvolum i de ulike periodene. Oppsummert kan det likevel tyde på at kjøp av kroner avtar i perioder med større usikkerhet, mens det kjøpes kroner i perioder med trygge forutsetninger i markedet. Dermed synes handelsvolumet å være en sentral forklaringsvariabel for variasjonene i volatilitetsnivå i EURNOK-kursen fra 2008 til 2017.

7.3.5 VIX-indeksen

Slik det fremgår av regresjonen er VIX-indeksen positivt korrelert med den avhengige variabelen, volatilitet. Sammenhengen er også sterkt signifikant. Det kan dermed tolkes som at en økning i VIX-indeksen leder til høyere volatilitet i EURNOK-kursen. I praksis innebærer det at økt usikkerhet i det internasjonale markedet gir økt volatilitet. Det stemmer også godt med de observerte tallene. November 2008, den måneden med høyest gjennomsnittlig daglige VIX-verdier, er samtidig den måneden med høyest observert volatilitet i EURNOK-kursen, beregnet etter GARCH-modellen, med 4,89 %. De tre månedene med høyest volatilitet, henholdsvis november, oktober og desember 2008, er de tre månedene med høyest gjennomsnittlig daglig VIX-verdi. Dermed synes det å være en sterk sammenheng mellom usikkerhet i markedet og volatilitet i EURNOK-kursen.

Derimot er ikke usikkerhet i markedet illustrert ved VIX-indeksen tilstrekkelig for å forklare hele volatiliteten i EURNOK-kursen. Det kan eksemplifiseres ved å studere volatilitetstallene for 2015. Det var et svært volatilt år i EURNOK-kursen, noe som av valutastrateger rundt om i landet ofte forklares på bakgrunn av det kraftige oljeprisfallet som inntraff mot siste halvdel av 2014 og utover 2015. Selv om volatiliteten var høy, var imidlertid usikkerheten beskrevet av VIX-indeksen lav i 2015. Det var kun én måned i 2015, september, der VIX-indeksen var høyere enn gjennomsnittet for tiårsperioden. De resterende elleve månedene var VIX-indeksen forholdsvis lav. Det antyder at EURNOK-kursen tidvis sterkt påvirkes av usikkerheten i det internasjonale markedet, men at det samtidig er andre faktorer som har sterk påvirkning på volatiliteten.

Dette inntrykket forsterkes dersom en sammenligner med perioden fra januar 1998 til desember 2007. I denne tiårsperioden var den gjennomsnittlige VIX-verdien 20,69, noe som er høyere enn det påfølgende tiåret da gjennomsnittsverdien var på 20,08. Toppunktet fra 1998-2007 var imidlertid betraktelig lavere, kun i overkant av 45. Fra 1998 til 2004 var

imidlertid VIX-indeksen kun med få unntak under 20. Fra 2012 til 2017 var den derimot med få unntak over 20. Dermed er det som skiller de to periodene at VIX-indeksen fra 1998 til 2007 generelt lå noe høyere enn i det påfølgende tiåret, mens ekstremverdiene i perioden 2008-2017, i begge ender av skalaen, inntraff hyppigere og i sterkere grad enn fra 1998 til 2007.

Til tross for at gjennomsnittsverdien for VIX-indeksen er høyere i perioden 1998-2007, var altså svingningene betydelig større mellom 2008 og 2017. Usikkerheten i markedet har dermed variert stort, selv om snittet ikke har vært høyere enn tidligere. Grunnen til at snittet i 2008-2017 ikke er særlig høyt skyldes som nevnt de lave verdiene fra 2012 til 2017. De høye toppene i årene før innebærer imidlertid at usikkerheten i markedet tidvis var svært høy, særlig under finanskrisen. Det stemmer som nevnt innledningsvis godt overens med de observerte volatilitetstallene under og i kjølvannet av finanskrisen, som er den perioden med klart høyest observert volatilitet i EURNOK-kursen.

7.3.6 Tidligere volatilitet

Fenomenet at perioder med høy volatilitet gjerne etterfølges av perioder med høy volatilitet er som nevnt innledningsvis ofte omtalt som volatilitetsklynger. For å se om dette er tilfelle for perioden 2008-2017 har vi inkludert en lagget variabel av den avhengige variabelen volatilitet som en potensiell forklaringsvariabel. Denne variabelen er i regresjonen omtalt som «L.Volatilitet».

Slik vi ser av regresjon (1) ovenfor er variabelen sterkt signifikant. Ettersom vi opererer med månedlige data, og variabelen er positiv, innebærer det at høy volatilitet i den foregående måneden leder til høy volatilitet i den aktuelle måneden. Dermed ser vi at volatilitetsklynger er et reelt tilfelle, i den forstand at forrige måneds volatilitet påvirker denne månedens volatilitet. En periode med lav volatilitet vil motsatt bidra til lav volatilitet i den neste perioden. Dette samsvarer samtidig med observasjonene i perioden 1999-2007, da volatiliteten i EURNOK-kursen var lav, og funnet impliserer derfor at lav volatilitet i foregående perioder kan ha bidratt til å holde volatiliteten lav i forkant av finanskrisen. Dette funnet er dermed ikke overraskende ut fra teorien, da det støtter oppunder hypotesen om volatilitetsklynger. Vi ser at dette har vært et tydelig tilfelle i perioden 2008-2017.

7.4 Regresjon 2

Av regresjonsutskriften ovenfor ser vi av regresjon (2) at flere av de tilsvarende variablene som i regresjon (1) er inkludert, men det er samtidig foretatt noen endringer. Variablene «Renteendring», «Eurosonen», «Netvol», «VIX» og «L.Volatilitet» er fremdeles inkludert. Det skyldes at de synes sentrale for å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen i perioden vi studerer. Alle fem variablene har tilsvarende fortegn som i regresjon (1) og er sterkt signifikante. Koeffisientenes verdi er riktignok noe endret i denne regresjonen, men tolkningen er likevel forholdsvis lik ettersom forskjellene er svært små. Derfor henvises det til tolkningen ovenfor for vurderinger av disse koeffisientene, mens det i det følgende vil drøftes rundt de nye forklaringsvariablene som er lagt til modellen.

7.4.1 Endring i OSEBX

Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX) er hovedindeksen ved Oslo Børs og vi har i modellen tatt gjennomsnittsverdien av de daglige sluttnoteringene av indeksen for å finne månedlig gjennomsnittsverdi for indeksen. Da OSEBX-variabelen ikke er stasjonær har vi i stedet tatt indeksens førstedifferanse. Det er «Delta_OSEBX»-variabelen ovenfor. Slik vi ser av regresjon (2) har variabelen negativt fortegn. Det innebærer at en positiv endring i OSEBX leder til lavere volatilitet i EURNOK-kursen. Variabelen er helt i grenseland til å være signifikant på et 5 % signifikansnivå ettersom t-verdien er på -1,97.

OSEBX gir en beskrivelse av tilstanden i norsk økonomi og høyere OSEBX-verdier impliserer at norske selskaper leverer godt. En mulig hypotese er at høyere verdier, eller en positiv endring i indeksen, gir lavere volatilitet i EURNOK-kursen fordi i gode børsstider er usikkerheten i markedet lav, noe som betyr at svingningene i økonomien vanligvis er lavere.

Motsatt vil det i perioder der Oslo Børs faller betydelig være naturlig å anta at volatiliteten i EURNOK-kursen øker. En naturlig konsekvens av store fall i OSEBX er at utenlandske investorer ser på norsk økonomi med større usikkerhet, og at en følgelig ikke lenger ønsker å ha kapital plassert i norske kroner. Det vil igjen medføre at volatiliteten i EURNOK-kursen øker. Vi har eksempelvis sett tidligere at den norske kronen ikke ble sett på som en trygg havn under finanskrisen, en periode der Oslo Børs falt kraftig. Funnet tyder derfor igjen på at volatiliteten i EURNOK-kursen er lavere i perioder med vekst og gode vilkår i økonomien, der usikkerheten er lav.

Historisk gir resultatet samsvar med observerte verdier. Fra euro ble introdusert i 1999 og frem til 2001 var det en jevn stigning ved Oslo Børs, altså en positiv endring som ifølge resultatet ovenfor gir lavere volatilitet. Børsen hadde riktignok en nedadgående trend frem til 2003, men femdoblet seg deretter frem mot finanskrisen. Endringene i perioden 1999-2007 har derfor i stor grad vært i positiv retning, noe som altså leder til lavere volatilitet i EURNOK-kursen.

Under finanskrisen var volatiliteten i EURNOK-kursen som kjent svært høy. Det er også en periode der Oslo Børs endret seg kraftig i negativ retning og falt voldsomt. Ifølge resultatet ovenfor, leder det til økt volatilitet i EURNOK-kursen, og det ser også ut til å stemme med de observerte verdiene. Riktignok hentet Oslo Børs seg kraftig inn igjen etter finanskrisen, og fra 2009 til 2017 har den stort sett endret seg i positiv retning. Det skulle ifølge resultatet ovenfor bidra til å redusere volatiliteten, men det har ikke vært tilfelle. Under oljeprisfallet i 2014 og 2015 var utviklingen ved Oslo Børs dårligere enn ellers i tiåret, noe som motsatt taler til fordel for resultatet i regresjon (2) igjen.

Oppsummert er det derfor åpenbart at Oslo Børs ikke alene kan forklare hvorfor EURNOK-kursen har vært så volatil fra 2008 til 2017, da indeksen også har endret seg positivt gjennom store deler av perioden. Resultatet viser imidlertid igjen at i tider med stor usikkerhet, som et børsfall gir, øker volatiliteten i EURNOK-kursen. Det samsvarer også med tidligere funn. Det er likevel trolig flere og mer sentrale variabler enn Oslo Børs som kan forklare utviklingen i volatiliteten, da volatiliteten i EURNOK-kursen også har vært høy i perioder med gode børsstider. Det har også vært større positive endringer i Oslo Børs etter finanskrisen enn før, der volatiliteten likevel har vært høyere.

7.4.2 Absoluttendring i arbeidsledigheten

I denne regresjonen har vi også valgt å se om absoluttendringen i arbeidsledigheten i Norge, i form av AKU-undersøkelsen, kan bidra til å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen. Arbeidsledigheten er en indikasjon på om norsk økonomi går godt eller ei, og vi vil her se om absoluttendringer i denne har noen effekt på volatiliteten. Grunnen til at vi ikke ser på arbeidsledigheten i nivåform er at det er en ikke-stasjonær variabel, som vi følgelig utelukker for å unngå spuriøse resultater.

Koeffisienten til denne variabelen er positiv, noe som innebærer at endringer i arbeidsledigheten, uavhengig om den stiger eller synker, øker volatiliteten i EURNOK-

kursen. Slik vi ser av regresjonsutskriften ovenfor er imidlertid ikke denne variabelen signifikant, da t-verdien kun er på 0,87. En mulig forklaring på hvorfor variabelen ikke er signifikant er at arbeidsledigheten i Norge mellom 2008 og 2017 har vært forholdsvis stabil. Riktignok påvirket både finanskrisen og det kraftige oljeprisfallet høsten 2014 norsk sysselsetting, men resultatet ovenfor indikerer at dette ikke har vært tilstrekkelig for å påvirke volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi velger derfor å se bort denne variabelen i den videre tolkningen og konkluderer med at absoluttendringen i arbeidsledigheten i Norge ikke har hatt signifikant betydning på EURNOK-kursen.

7.5 Regresjon 3

I regresjon (3) har vi på nytt inkludert absoluttendringen av oljeprisen, og vi ser at koeffisienten er nær identisk av det den var i regresjon (1). Vi henviser derfor til drøftingen i regresjon (1) for tolkning av denne. Renteendring, Netvol, VIX og L.Volatilitet er fremdeles inkludert, og også disse har nær identiske koeffisienter som tidligere. Samtlige av disse variablene er fremdeles sterkt signifikante og kan følgelig bidra til å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen det seneste tiåret. Endringen i OSEBX er fjernet for å se om andre forklaringsvariabler er mer sentrale, og arbeidsledigheten er her fjernet fra regresjonen da den ikke er signifikant.

En sentral endring vi imidlertid har gjort er å erstatte rentenivået i eurosonen med rentenivået i Norge. Disse variablene kan som nevnt tidligere ikke studeres sammen som følge av høy korrelasjon mellom dem. Vi har da en modell som både inkluderer styringsrenten i Norge og en dummyvariabel for om det har vært en endring i styringsrenten. I tillegg har vi inkludert en variabel som ser på absoluttendringen i kursen mellom euro og amerikanske dollar, for å se om denne kan bidra til å forklare endringen i EURNOK-kursen.

7.5.1 Styringsrenten

Regresjonsutskriften ovenfor viser at variabelen «Styringsrenten» er signifikant på et 5 % signifikansnivå, med en t-verdi på -3,33. Koeffisienten er negativ, det vil si at høyere rentenivå i Norge leder til lavere volatilitet i EURNOK-kursen, mens lavere rentenivå fører til høyere volatilitet.

Fortegnet for rentenivået i Norge er det tilsvarende som for rentenivået i eurosonen i regresjon (1) og (2). Vår hypotese i forkant av denne studien var at en endring i styringsrenten uansett ville påvirke volatiliteten i EURNOK-kursen, men basert på observasjoner av rentenivået i Norge i perioden 2001-2007 gir det samsvar med funnene i regresjon (3). Etter at inflasjonsmålet ble innført i Norge i 2001, var rentenivået generelt høyt frem mot finanskrisen. I 2001 og 2002 varierte rentenivået her i landet mellom 6,5 % og 7,0 %. Dette var samtidig to år med lav volatilitet i EURNOK-kursen, beregnet etter GARCH-modellen. Det stemmer overens med funnet ovenfor om at høyt rentenivå bidrar til lavere volatilitet i EURNOK-kursen.

I 2003 falt imidlertid styringsrenten i Norge forholdsvis markant. Ved inngangen til året var renten på 6,5 %, mens den ble satt ned til 2,25 % innen utgangen av året. På det laveste i perioden 2001-2007 var rentenivået nede i 1,75 %, men renten ble igjen skrudd opp i slutten av perioden og ved utgangen av 2007 var styringsrenten i Norge på 5,25 %. Gjennomsnittsnivået på styringsrenten i Norge var derfor betydelig høyere i perioden før finanskrisen enn det som har vært tilfelle fra 2008 til 2017.

Fra mars 2009 har ikke rentenivået i Norge vært høyere enn 2,0 % og etter at renten ble satt ned til 1,50 % i mars 2012 har rentenivået i Norge holdt seg på rekordlave nivåer. Det var kun kutt i rentenivået, altså ingen hevinger, fra mars 2012 og frem til utgangen av 2017 da styringsrenten i Norge var på 0,50 %. Funnene i regresjon (3) tyder på at lavt rentenivå samsvarer med høy volatilitet i EURNOK-kursen, noe det faktiske rentenivået i den volatile perioden vi har vært inne i de seneste årene indikerer.

Perioden 2008-2017 kjennetegnes også av flere overraskende rentebeslutninger fra sentralbanken. Da Norges Bank senket styringsrenten med 0,25 prosentpoeng til 1,25 % i desember 2014 kom dette eksempelvis overraskende på 13 av 14 økonomer som ble spurt hva de trodde utfallet av rentemøtet ville bli (DN, 2014). Motsatt skal vi snart se i kapittel 8.1.1 enkelte hevde at det var «skikkelig sjokkerende» at Norges Bank ikke senket renten i mars 2015. Det kan derfor tyde på at news-effekten for styringsrenten har vært betydelig etter finanskrisen.

Det støtter funnene ovenfor som sier at høyt nivå på styringsrenten i Norge, slik vi hadde i perioden før finanskrisen, gir lavere volatilitet i EURNOK-kursen, mens lavt rentenivå bidrar til å øke svingningene. Det samme gjaldt for eurosonen. Også her blir vurderingen at perioder med lavt rentenivå ofte kjennetegnes av svak utviklingen i økonomien og høyere usikkerhet,

da sentralbanken senker renten for å få opp farten i økonomien. Motsatt settes renten opp i gode økonomiske tider for å bremse veksten, som ofte inntreffer i perioder med lav usikkerhet.

7.5.2 Absoluttendring i EURUSD-kursen

I regresjon (3) har vi inkludert en variabel for absoluttendringen i kursen mellom euro og amerikanske dollar, for å se på om utviklingen i det mest omsatte valutakrysset i verden har hatt betydning for utviklingen i kursen mellom euro og norske kroner. Regresjon (3) viser imidlertid at denne variabelen ikke har hatt signifikant effekt på EURNOK-kursen, ettersom t-verdien kun er på 0,95. Vi ser dermed bort fra denne variabelen i den videre tolkningen av hvorfor den norske kronen har vært så volatil fra 2008 til 2017 og konkluderer derfor med at absoluttendringen i EURUSD-kursen ikke har hatt en signifikant påvirkning på EURNOK-kursen.

7.6 Regresjon 4

I den fjerde regresjonen er fremdeles renteendring i Norge, samt styringsrenten i Norge, inkludert. Det samme er VIX-indeksen og lagget volatilitet, i tillegg til absoluttendringen av oljeprisen. Fortegnet på disse koeffisientene er likt som tidligere, og koeffisientene har kun fått en marginal endring fra tidligere. Derfor henvises det også her til tidligere regresjoner for tolkning av disse. Vi har imidlertid fjernet variabelen for absoluttendringen i EURUSD-kursen, ettersom denne ikke var signifikant. Vi har imidlertid lagt til en variabel for absoluttendringen i inflasjonsnivået i Norge i perioden 2008-2017. I tillegg har vi byttet ut Netvol med «ABS_Netvol», da vi ønsker å studere om absoluttendringen i handelsvolumet av norske kroner kan bidra til å forklare den høye volatiliteten i EURNOK-kursen som er observert i tiåret.

7.6.1 Absoluttendring i handelsvolum

Av regresjon (4) ser vi at variabelen for absoluttendring i handelsvolumet er positiv. Det vil si at en endring i handelsvolumet av norske kroner fører til økt volatilitet i EURNOK-kursen. Variabelen er signifikant på 5 % signifikansnivå med en t-verdi på 2,07.

At den absolutte endringen i handelsvolumet, altså endring i handelsvolumet uavhengig om det er positiv eller negativ endring, fører til økt volatilitet i EURNOK-kursen er i samsvar

med forventningene våre. Det skyldes at handelsvolumet i norske kroner, til tross for at datasettet inneholder handel med samtlige valutaer i verden, og ikke kun euro, vil påvirke kronekursen direkte ettersom prisen på et lands valuta settes der tilbud er lik etterspørsel. En endring i handelsvolumet innebærer med andre ord at tilbud og etterspørsel etter norske kroner endres, og ettersom det påvirker EURNOK-kursen, vil det gi svingninger i kursen.

Norges Banks valutahandelsstatistikk strekker seg som tidligere nevnt kun tilbake til 2005. Det er derfor vanskelig å sammenligne om det har vært store forskjeller i endringen i handelsvolumet i tiden før perioden 2008-2017. Vi kan likevel konkludere med at endringer i handelsvolumet av norske kroner har signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen, og uavhengig om kjøp øker mer enn salg, eller motsatt, vil det ha effekt på volatiliteten i valutakursen.

7.6.2 Absoluttendring i inflasjon

En av våre klare hypoteser i forkant av denne studien var at inflasjon har sammenheng med valutakursen. Det skyldes blant annet at vi tidlig har sett flere nyhetsartikler som hevder at kronen appresierer eller depresierer på grunn av inflasjonstill.

Vi forsøker imidlertid i denne regresjonen å se på inflasjonen i form av dens absoluttendring i perioden 2008-2017, ettersom inflasjon i seg selv ikke er en stasjonær variabel. Vi ser her på absoluttendringen i KPI-JAE-tallene, ettersom det er disse Norges Bank styrer rentesettingen etter. Regresjonsutskriften ovenfor indikerer imidlertid at denne variabelen ikke er signifikant, da t-verdien er på 0,54. Til tross for at variabelen ikke er signifikant, vil vi likevel gjøre rede for hvordan inflasjonen i Norge kan ha påvirkning på EURNOK-kursen gjennom rentesettingen i landet.

Høy inflasjon innebærer at realrenten (nominell rente fratrukket inflasjon) i Norge blir lav. Det medfører at investorer foretrekker å låne fremfor å spare, ettersom inflasjonen «spiser opp» deler av lånet. Det impliserer, alt annet likt, at utenlandske investorer kan foretrekke å låne i norske kroner for å foreta investeringer, noe som vil påvirke EURNOK-kursen.

Siden mars 2001 har Norges Bank hatt som mandat å følge inflasjonsmålet, det vil si at inflasjonen skulle styres mot 2,5 % årlig. I økonomisk teori er det vanlig å se på inflasjonens effekt på sentralbankens rentesetting. Lav inflasjon er gjerne en indikasjon på at renten bør senkes. Lavere rente vil gi økte incentiver til investeringer som vil få opp farten i økonomien. Det motsatte gjelder for situasjoner med høy inflasjon. Det er dermed naturlig å anta at

inflasjonen vil påvirke volatiliteten i valutakursen, men da først og fremst gjennom rentesettingen i landet. Det skulle altså normalt gi en motsyklisk politikk, det vil si at rentesettingen bidrar til å dempe svingningene i den økonomiske politikken.

Inflasjonsmålet i Norge (som i mars 2018 ble endret til 2 %) ble satt noe høyere enn for landets viktigste handelspartnere, deriblant i eurosonen, der det ble definert en øvre grense for inflasjonen på 2 %. Høyere prisstigning i Norge enn hos handelspartnerne vil for en gitt kronkurs medføre at den kostnadmessige konkurranseevnen gradvis svekkes, ved at norske varer blir dyrere i forhold til utenlandske. Det vil igjen påvirke den norske kronen og bidra til økte svingninger i EURNOK-kursen.

Ved å ta gjennomsnittet for de månedlige inflasjonstallene kan den årlige inflasjonen beregnes. Ved å gjøre dette ser vi at Norges Bank nådde inflasjonsmålet stort sett hvert år siden det ble innført i 2001. Riktignok var inflasjonen i Norge på 3 % i 2001, men deretter ble inflasjonsmålet nådd frem til finanskrisen. I 2008, det første året i perioden vi analyserer, var imidlertid inflasjonen på 3,8 %. Dermed registrerer vi at det mest volatile året i EURNOK-kursen som vi har analysert, samtidig var et år med høy inflasjon. Vi har imidlertid ikke fått påvist at dette er noen signifikant sammenheng i vår modell.

I tillegg vil det være naturlig å anta at det vil være en motsatt effekt, altså at svingningene i EURNOK-kursen påvirker inflasjonen. Eksempelvis vil en svakere norsk krone alt annet likt medføre at det blir dyrere for nordmenn og norske bedrifter å handle varer i utlandet. Det resulterer i det som ofte er omtalt som høyere importert prisvekst. Det betyr at det generelle prisnivået i Norge trekkes opp som følge av at det vi importerer blir dyrere. Oppsummert kan vi imidlertid ikke konkludere med at absoluttendringen i inflasjonen i Norge har hatt påvirkning på EURNOK-kursen gjennom dataene våre, men vi vil likevel tro den har hatt stor påvirkning gjennom Norges Banks rentesetting. Det begrunnes med at Norges Bank gjennom perioden har hatt et inflasjonsmål, samtidig som de har hatt i sitt mandat at de skal bevare kronens internasjonale verdi.

7.7 Regresjon 1-4 oppsummert

Ved å studere de fire regresjonene under ett ser vi at det er flere variabler som synes å være gjengangere for å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen. Rentenivået både i Norge og i eurosonen tyder på at lavt rentenivå gir høyere volatilitet i valutamarkedet. I tillegg har renteendringer i Norge en tydelig effekt. Handelsvolumet synes også å være forklarende, og

har negative koeffisienter. Det betyr at i tider der kronen selges mer enn den kjøpes, øker volatiliteten. Det er rimelig å anta at kronen selges i tider der usikkerheten rundt norsk økonomi er stor og der Norge ikke lenger virker å være et trygt sted for investorene. I svake tider for norsk økonomi er gjerne rentenivået lavt, for å få fart på økonomien igjen. Dermed er de to variablene samstemte i den forstand at volatiliteten i EURNOK-kursen synes å øke når det er tilbakegang og usikkerhet i norsk økonomi.

Derfor er det også interessant at absoluttendringer i oljeprisen er tydelig signifikant i alle regresjonene variabelen er inkludert. Den norske kronen antas å være svært oljedrevet, og funnene ovenfor kan tyde på at det stemmer. Volatiliteten i EURNOK-kursen øker når oljeprisen endres, uavhengig om den stiger eller synker. VIX-indeksen viser ikke overraskende at økt frykt i markedet øker volatiliteten, mens vi også har tydelige tegn på volatilitetsklynger, altså at denne månedens volatilitet avhenger av forrige måneds volatilitet. Av andre variabler er det mest interessant at absoluttendringer i arbeidsledigheten, valutaparet EURUSD og inflasjon ikke er signifikante.

Oppsummert har det likevel dannet seg en stamme av variabler som synes å være sentrale. Disse er i hovedsak alle inkludert i regresjon (1), med unntak av styringsrenten i Norge, som ikke er inkludert fordi den er korrelert med rentenivået i eurosonen. Av disse fire synes derfor regresjon (1) å forklare volatiliteten best. Det gjenspeiles også av at denne regresjonen har høyest forklaringskraft, med R^2 på 0,798.

8. Ytterligere regresjoner

Vi har videre gjennomført ytterligere tre regresjoner som vist nedenfor. Noen av variablene ble også benyttet i regresjon 1-4, men det er samtidig flere nye. Samtlige av variablene som er benyttet er stasjonære, noe som har fremkommet av Dickey-Fuller-testene i Stata. På samme måte som for regresjon 1-4 har vi testet for multikollinearitet og autokorrelasjon. VIF-testen og den alternative Durbin-testen i tabell 1.2 og 1.3 i appendikset viser at vi ikke har problemer med noen av delene. Det vi ser av Jarque-Bera-testen fra tabell 1.4, er at regresjon (6) ikke tilfredsstillende forutsetningen om normalfordelte feilledd. Vi må derfor være noe forsiktige i fortolkningen av denne regresjonen.

Tabell 4 under regresjonsutskriften beskriver forklaringsvariablenes betydning.

	(1)	(2)	(3)
	Volatilitet	Volatilitet	Volatilitet
Renteendring	0.00326*		0.0037755**
	(2.36)		(3.35)
Rentemøte	0.000571		
	(0.84)		
Sesongvariasjon	0.0000604		
	(0.06)		
VIX	0.000147*	0.000236**	0.00026***
	(2.14)	(3.25)	(3.82)
Delta_Oljepris	-0.000155*		
	(-2.28)		
Delta_Inflasjon	0.00380*		
	(2.02)		
L.Volatilitet	0.617***	0.584***	0.5903***
	(7.64)	(7.55)	(8.69)
Styringsrenten		-0.0886*	-0.0823**
		(-2.62)	(-3.13)
Renteendring1		-0.000432	
		(-0.44)	
ABS_Oljepris		0.000293**	0.000264**
		(2.72)	(3.05)

Delta_EURUSD		-0.0104	
		(-0.89)	
Bruvol		1.58e-08**	
		(2.96)	
ABS_Bruvol		7.20e-10	
		(0.09)	
Ny_Eurosonen			-0.000767
			(-0.83)
Ny_Eurosonen1			-0.0013
			(-1.21)
Netvol			-8.42e-08***
			(-3.79)
Delta_Indprod			8.14e-08
			(0.07)
_cons	0.00537***	0.000392	0.0056***
	(3.90)	(0.21)	(4.81)
<hr/>			
<i>N</i>	119	119	119
<i>R</i> ²	0.744	0.757	0.793
<hr/>			

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Variabelens navn	Forklaring
Rentemøte	Dummyvariabel som er lik 1 dersom Norges Bank har hatt rentemøte den aktuelle måneden, 0 ellers. Datoer for rentemøtene er hentet fra Norges Banks hjemmesider
Sesongvariasjon	Dummyvariabel som er lik 1 dersom det er november eller desember, 0 ellers
Delta_Oljepris	Endring i oljepris fra måned til måned. Dataene er hentet fra Trading Economics
Delta_Inflasjon	Endring i inflasjon fra måned til måned. Inflasjonstallene er KPI-JAE hentet fra Norges Banks nettsider
Renteendring1	Dummyvariabel som er lik 1 dersom styringsrenten i Norge ble endret i forrige måned, 0 ellers. Dato for renteendring er hentet fra Norges Banks hjemmesider
Delta_EURUSD	Endring i EURUSD-kursen. Fra Bloomberg-terminalen
Bruvol	Bruttokjøp av norske kroner, spot. Dataene er hentet fra Norges Banks valutahandelsstatistikk
ABS_Bruvol	Absoluttendring av bruttokjøp for norske kroner. Fra Norges Banks valutahandelsstatistikk
Ny_Eurosonen	Dummyvariabel som er lik 1 dersom styringsrenten i eurosonen ble endret den aktuelle måneden, 0 ellers. Den europeiske sentralbankens hjemmesider er brukt for å finne datoene
Ny_Eurosonen1	Dummyvariabel som er lik 1 dersom styringsrenten i eurosonen ble endret i forrige måned, 0 ellers. Fra ECBs nettsider
Delta_Indprod	Førstedifferansen for produksjonsindeksen for olje og gass, industri, bergverk og kraftforsyning. Hentet fra SSBs hjemmesider

Tabell 4 - Forklaring av variabler

8.1 Regresjon 5

I regresjon (5) har vi med variabelen for endringer i styringsrenten i Norge, som i likhet med tidligere er signifikant på 5 % signifikansnivå. Variabelen har positivt fortegn, noe som indikerer at endring i styringsrenten i Norge signifikant øker volatiliteten i EURNOK-kursen. Det er i tråd med våre forventninger, noe vi også har sett i tidligere regresjoner. Videre er VIX og lagget volatilitet signifikant med positive fortegn. Det indikerer at økt usikkerhet i markedet skaper økt volatilitet i EURNOK-kursen, samt at høy volatilitet i forrige måned gir økt volatilitet i inneværende måned, altså volatilitetsklynger slik vi har diskutert tidligere. Videre vil vi se nærmere på de nye variablene vi har lagt til i regresjonen.

8.1.1 Rentemøte

Rentemøte er en dummyvariabel som er lik 1 dersom Norges Bank har hatt rentemøte den aktuelle måneden, mens den er 0 ellers. I løpet av de 120 månedene i perioden januar 2008 til desember 2017 viser en gjennomgang på Norges Banks nettsider at sentralbanken hadde rentemøte 70 ganger, fordelt på 69 ulike måneder. Vi har derfor 69 måneder der dummyvariabelen er lik 1 og 51 måneder der den er lik 0 i datasettet vårt. Vår hypotese er at Norges Banks rentemøter kan ha en signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen, ettersom valutakurser ofte er sensitive for rentebeslutninger. Historien har også vist at markedet kan reagere kraftig også om det ikke blir renteendringer, dersom det var forventet. Eksempelvis hevdet Nordea-sjefanalytiker Erik Bruce at det var «skikkelig sjokkerende» at Norges Bank ikke endret renten i mars 2015 (E24, 2015). Dermed kan eksempelvis news-effekten av ikke-endret rentenivå fanges opp her, noe som gjør at variabelen inkluderes.

Slik vi ser av regresjon (5) er variabelen positiv, noe som indikerer at et rentemøte fører til økt volatilitet i EURNOK-kursen. Det stemmer overens med våre forventninger. Variabelen er imidlertid ikke signifikant, da t-verdien er på 0,84. Vi kan derfor ikke trekke en slutning om at Norges Banks rentemøter påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen. Konklusjonen for denne variabelen støtter derfor ikke vår hypotese. Det kan tyde på at markedet korrekt har priset inn rentemøtene, altså har ikke news-effekten av dette hatt signifikant effekt.

8.1.2 Sesongvariasjon

Sesongvariasjon er en dummyvariabel som er lik 1 dersom måneden er november eller

desember, mens den er 0 ellers.

- *Vi er nå inne i en periode med svak likviditet i systemet, altså at det er få handler som gjøres og lite aktivitet i markedet. Det kan være litt sesongbetont, og er med på å forklare at kronens fall blir så stort, sa sjefanalytiker Bjørn Roger Wilhelmsen i Nordkinn Asset Management i november 2017 (E24, 2017). Neste måned fulgte Erik Bruce i Nordea opp da han skulle forklare kronens kraftige svekkelse helt på tampen av 2017 (E24, 2017):*

- *En standard forklaring blir fort at det er tynne markeder og at små handler gir store bevegelser.*

- *Likviditeten i kronemarkedet er svært lav, noe som gjør at bevegelsene blir store, sa sjeføkonom Kjersti Haugland i DNB Markets til samme nettsted den 21. desember 2017.*

En gjenganger i norske næringslivsmedier de seneste årene har vært at valutaekspertter uttaler at likviditeten i kronen er langt svakere mot slutten av året enn ellers. Et kjennetegn på lav likviditet i denne sammenheng er som nevnt tidligere at differansen mellom høyeste og laveste vekslingskurs er høy (Flatner, 2009). Vi ønsker derfor med denne variabelen å sjekke om november og desember utgjør en signifikant forskjell i EURNOK-svingningene fra andre måneder i året.

Regresjon (5) viser at koeffisienten er positiv, noe som indikerer at volatiliteten i EURNOK-kursen er høyere i november og desember enn ellers i året. Det er i tråd med forventningene våre etter sjefanalytikernes uttalelser. Imidlertid viser t-verdien på 0,06 at variabelen ikke er i nærheten av å være statistisk signifikant. Dermed finner vi her ingen holdepunkter for å hevde at svingningene i EURNOK-kursen er større i november og desember enn ellers i året.

8.1.3 Endring i oljeprisen

Oljeprisen er ofte antatt å ha en sterk påvirkning på den norske kronen. Der vi tidligere har studert absoluttendringen i oljeprisen, ser vi her på de faktiske endringene med variabelen «Delta_Oljepris». Dermed vil måneder med lavere oljepris enn måneden før ha negativt fortegn i datasettet, i motsetning til hva som er tilfelle ved å studere absoluttendring.

Slik vi ser av regresjonsutskriften ovenfor har variabelen negativt fortegn. Det innebærer at dersom oljeprisen stiger (endres positivt) fra en måned til den neste, synker volatiliteten i EURNOK-kursen. Motsatt, dersom oljeprisen synker (endres negativt) fra en måned til den neste, øker volatiliteten i EURNOK-kursen. Variabelen er også statistisk signifikant på 5 %

ettersom t-verdien er på -2,28.

Det er i tråd med det en kunne vente. Den norske kronen er en relativt liten valuta, som ofte er utsatt for svekkelser når usikkerheten i markedet er stor. Fallende oljepris går ofte hånd i hånd med økt usikkerhet omkring norsk økonomi og den norske kronen. Dermed er det ikke overraskende at svingningene i EURNOK-kursen øker når oljeprisen faller, slik resultatet fra regresjon (5) viser. Dersom oljeprisen stiger indikerer derimot resultatet at volatiliteten i EURNOK-kursen reduseres.

Dette funnet samsvarer også godt med observerte verdier av oljeprisen fra 2008 til 2017. Oljeprisen falt dramatisk under finanskrisen, en svært volatil periode i EURNOK-kursen. Videre steg den jevnt fra 2009 til 2012. Det er en periode med langt lavere volatilitet i EURNOK-kursen, sammenlignet med finanskrisen og årene 2014 og 2015, da oljeprisen igjen falt kraftig. I 2016 og 2017 derimot, hentet oljeprisen seg inn igjen og da sank også volatiliteten i EURNOK-kursen (selv om den var høyere enn før finanskrisen). I tillegg vet vi at oljeprisen steg jevnt, dog med visse unntak, fra 1999 til finanskrisen inntraff, altså i en lang periode med lav volatilitet.

En endring i oljeprisen synes oppsummert å ha stor effekt på svingningene i EURNOK-kursen fra 2008 til 2017. En positiv endring i oljeprisen gir lavere volatilitet, mens negativ endring gir økt volatilitet.

8.1.4 Endring i inflasjonen

I likhet med oljeprisen har vi tidligere kun sett på absoluttendringen til inflasjonen, men her ser vi på den faktiske endringen med både positivt og negativt fortegn. Norges Bank ser på KPI-JAE-tallene (KPI justert for avgiftsendringer og prisendringer på energivarer, 12 måneder prosent endring) når de setter rentenivået i Norge, og derfor har vi også valgt å benytte disse tallene som et mål på inflasjonen.

Slik vi ser av regresjon (5) har endringen i inflasjonen positivt fortegn. Det innebærer at dersom inflasjonen blir høyere fra en måned til den neste, øker volatiliteten i EURNOK-kursen. Motsatt vil lavere inflasjon fra en måned til den neste gi lavere volatilitet i EURNOK-kursen. Variabelen er også statistisk signifikant på 5 % nivå med en t-verdi på 2,02.

Også her ser resultatet ut til å stemme godt overens med de observerte verdiene. Fra februar 2008 til januar 2010 var KPI-JAE mellom 2,0 og 3,4 hver eneste måned. Fra februar 2010 til

juli 2013, en periode med lavere volatilitet i EURNOK-kursen sammenlignet med finanskrisen, var KPI-JAE-verdiene aldri over 1,9 og den var flere ganger under 1,0 i denne perioden. Fra 2014 til 2016 steg verdiene markant igjen, altså i samme periode som oljeprisen falt kraftig og volatiliteten i EURNOK-kursen økte betraktelig.

Norges Banks oversikt over KPI-JAE-tallene går kun tilbake til januar 2006, men i 2006 og 2007 er også trenden tydelig. De månedlige verdiene var alltid under 2,0 i disse to årene, med en gjennomsnittsverdi på 1,1. Dermed ser vi tydelig at periodene med lav volatilitet også kjennetegnes av perioder med lavere inflasjon sammenlignet med perioder med høy inflasjon, som ofte går hånd i hånd med høy volatilitet i valutamarkedet.

Norges Bank hevder at når inflasjonen er høy, er den vanligvis variabel. Variabel inflasjon skaper usikkerhet ved at husholdningene og bedriftene blir usikre på deres fremtidige inntekter og utgifter (Norges Bank, 2018). Da blir det vanskeligere å fatte riktige beslutninger, noe som gir opphav til feilinvesteringer som igjen bidrar til svingninger i økonomien. Usikkerheten kan dessuten føre til at aktørene i det økonomiske livet blir mindre villige til å inngå langsiktige kontrakter.

Under finanskrisen høsten 2008 var inflasjonen ifølge norske økonomer «overraskende høy», (Aftenposten, 2008). Finanskrisen var som kjent en periode med svært høy volatilitet. Her synes derfor høy inflasjon i seg selv, kombinert med news-effekten, å ha forsterket svingningene ytterligere.

Dermed ser vi nok et eksempel på at økt usikkerhet, i form av høy inflasjon, bidrar til å påvirke svingningene i EURNOK-kursen. Den norske kronen er en liten valuta som er utsatt for store svingninger når usikkerheten i økonomien tiltar, slik vi både har sett ved VIX-indeksen og fallende oljepris. Høy inflasjon synes derfor å ha påvirket de store svingningene i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017.

8.2 Regresjon 6

I regresjon (6) er fremdeles VIX-indeksen inkludert, ettersom den synes å være sentral for å forklare svingningene i EURNOK-kursen i tidsrommet vi studerer. For å ta hensyn til eventuelle volatilitetsklynger er også en lag av den avhengige variabelen «Volatilitet» inkludert på høyresiden av ligningen. Videre har vi tatt med absoluttendringen i oljeprisen og styringsrenten i Norge. Disse variablene er fortsatt signifikante. Fortegnet er det samme som

tidligere og koeffisientene er også tilnærmet like som før, slik at tolkningen av disse variablene dermed blir som beskrevet tidligere. Vi vil derfor heller studere de nye variablene som er lagt til i denne regresjonen. Det er viktig å understreke at normalitetsantagelsen ikke holder for denne regresjonen, og vi må av den grunn være varsomme med tolkningen.

8.2.1 Renteendring i måneden før

Variabelen «Renteendring1» er en dummyvariabel som er lik 1 dersom det ble foretatt en endring i styringsrenten i Norge i forrige måned, mens den er null ellers. Eksempelvis ble renten i Norge satt ned fra 0,75 % til 0,50 % i mars 2016. Dermed vil denne variabelen gi mars 2016 verdi 0, mens april 2016 får verdi 1. Grunnen til at vi har inkludert denne variabelen er for å sjekke hypotesen om at renteendringer kan ha noe mer langvarig effekt. Fra tidligere vet vi at renteendring i den aktuelle måneden signifikant påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen. Flere av de 19 tilfellene styringsrenten i Norge ble endret fra 2008 til 2017 skjedde imidlertid i slutten av måneden, og vi ønsker derfor å se om effekten av dette kan ha smittet over i den neste måneden.

Slik vi ser av resultatet fra regresjon (6) har denne variabelen et negativt fortegn. Det motstrider vår hypotese, da dette indikerer at en renteendring måneden før, fører til lavere volatilitet i EURNOK-kursen den neste måneden. Imidlertid ser vi av t-verdien på -0,44 at denne variabelen er langt ifra å være statistisk signifikant. Det medfører at vi ikke har grunnlag for å hevde at renteendring i måneden før påvirker svingningene i EURNOK-kursen i måneden etter, enten den ene eller andre veien. News-effekten synes derfor å være priset inn måneden etter renteendringen.

Vi forkaster derfor denne hypotesen og konkluderer med at det ikke er noen sammenheng mellom renteendring i måneden før og volatiliteten i EURNOK-kursen den påfølgende måneden.

8.2.2 Endring i EURUSD-kursen

Norge er en liten, åpen økonomi, der norske makrotall ofte er sterkt påvirket av de internasjonale trendene. Derfor ønsker vi å se om endringen i EURUSD-kursen kan ha hatt effekt på volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi har tidligere sett at absoluttendringen i EURUSD-kursen ikke har signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK, men her ser vi

på endringen både med positive og negative fortegn.

Vi ser av regresjonsutskriften ovenfor at variabelen har et negativt fortegn. Det innebærer at dersom EURUSD-kursen endres positivt, altså at euro appresierer mot dollar, reduseres volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi ser imidlertid også her av t-verdien på $-0,89$ at denne variabelen ikke er statistisk signifikant. Vi forkaster dermed hypotesen om at endringer i EURUSD-kursen påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen.

8.2.3 Bruttokjøp av norske kroner

Tidligere har vi studert effekten av netto handelsvolum (spot kjøp fratrukket salg) av den norske kronen mot samtlige valutaer i verden. Denne variabelen ser kun på kjøp av kroner og tallene er hentet fra Norges Banks valutahandelsstatistikk. Vi ønsker her å se hvilken effekt bruttokjøp av norske kroner har på volatiliteten i EURNOK-kursen.

Slik vi ser av resultatene fra regresjon (6) har denne variabelen et positivt fortegn. Det innebærer at jo flere kroner som kjøpes, desto høyere blir volatiliteten i EURNOK-kursen. Det er også et forventet resultat, ettersom EURNOK-kursen vil påvirkes av hvor mange som ønsker å kjøpe kroner. Høyere etterspørsel etter norske kroner vil styrke den norske kronen, og alt annet likt vil det føre til at kronen appresierer mot euro, noe som altså påvirker svingningene i EURNOK-kursen. Med en t-verdi på $2,96$ ser vi også at sammenhengen er statistisk signifikant.

8.2.4 Absoluttendring av bruttokjøp

Vi ønsker også å se om absoluttendringen av bruttokjøp av norske kroner kan ha påvirket volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi ser av regresjon (6) at koeffisienten har et positivt fortegn, noe som innebærer at en endring i bruttokjøp av norske kroner fører til økt volatilitet i EURNOK-kursen. Det samsvarer med våre forventninger, da vi ville anta at en endring i kjøpsvolumet vil påvirke kronens etterspørsel og dermed verdien på kronen og dens volatilitet.

Vi ser imidlertid av t-verdien på $0,09$ at denne variabelen ikke er statistisk signifikant, og dermed kan vi ikke trekke noen konklusjon om at absoluttendringen i bruttokjøp av norske kroner påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen.

8.3 Regresjon 7

I regresjon (7) ønsker vi å se om en renteendring i eurosonen har samme påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen som det en renteendring i Norge har. I tillegg skal vi se nærmere på endringer i industriproduksjonsindeksen. Effekten av disse variablene har vi ikke studert tidligere. Disse variablene har vi inkludert med seks variabler vi ofte har hatt med i de ulike regresjonene, ettersom de alltid er signifikante og synes å ha en sterk påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017. De seks variablene har samme fortegn som tidligere og koeffisientene deres er nærmest identiske som før. Igjen henvises det derfor til tidligere regresjoner for tolkning av disse.

8.3.1 Renteendring i eurosonen

Tidligere har vi sett at en renteendring i Norge har signifikant effekt på volatiliteten i EURNOK-kursen og at den er positiv, det vil si at en renteendring gir høyere volatilitet. Det vil derfor ikke være helt unaturlig å anta at den samme effekten vil gjelde for renteendringer i eurosonen. Derfor har vi laget en dummyvariabel kalt «Ny_Eursonen», som er lik 1 for de månedene det har vært endringer i styringsrenten i eurosonen, og 0 ellers. Fra før vet vi at rentenivået i eurosonen i seg selv har signifikant effekt på volatiliteten i EURNOK-kursen.

Vi ser av resultatet i regresjon (7) at denne koeffisienten er negativ. Det er et overraskende resultat, da det innebærer at renteendringer fører til lavere volatilitet i EURNOK-kursen. Det kan muligens forklares ved at renteendringene er godt varslet av Den europeiske sentralbanken, slik at markedet allerede har priset inn en renteendring i forventningene. Det vil si at news-effekten ikke synes å ha vært stor.

Selv om resultatet er overraskende, ser vi dog at koeffisienten ikke er statistisk signifikant ettersom t-verdien er på -0,83. Det betyr at vi ikke kan konkludere med at renteendringer i eurosonen påvirker volatilitet i EURNOK-kursen. Det er noe oppsiktsvekkende ettersom den tilsvarende variabelen i Norge, samt rentenivået i eurosonen, er signifikant. Trolig skyldes det at news-effekten har vært mindre i eurosonen enn i Norge.

8.3.2 Renteendring i eurosonen i måneden før

Som i regresjon (6), der vi så på effekten renteendringer i Norge har på volatiliteten i måneden etter, ønsker vi her å gjøre det samme for renteendringer i eurosonen. Derfor er variabelen

«Ny_Eurosonen1» inkludert. Det er altså en variabel som er lik 1 dersom det var en renteendring i eurosonen i måneden før, og 0 ellers.

Av regresjonsutskriften ovenfor ser vi at også denne variabelen har et negativt fortegn. Det innebærer at dersom det var en renteendring i måneden før, reduseres volatiliteten i EURNOK-kursen, noe som motstrider med det vi ventet. Vi ser imidlertid av t-verdien på -1,21 at heller ikke denne variabelen er signifikant og vi kan følgelig ikke konkludere med at renteendring i eurosonen måneden før leder til lavere volatilitet i valutamarkedet.

Dermed har vi sett at renteendringer både i Norge og i eurosonen tilsynelatende ikke har signifikant påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen i måneden etter. I eurosonen er ikke renteendringer signifikant i det hele tatt, mens i Norge er effekten kortvarig da den kun gjelder i selve måneden renteendringen fant sted.

8.3.3 Endring i industriproduksjon

Etttersom SSB ikke har publisert månedlige BNP-tall for perioden vi analyserer, har vi benyttet den sesongjusterte produksjonsindeksen for olje og gass, industri, bergverk og kraftforsyning for å se om verdien av det som produseres kan forklare noe av den høye volatiliteten i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017. Dette er månedlige tall SSB publiserer, og dermed kan det fint brukes i regresjonen.

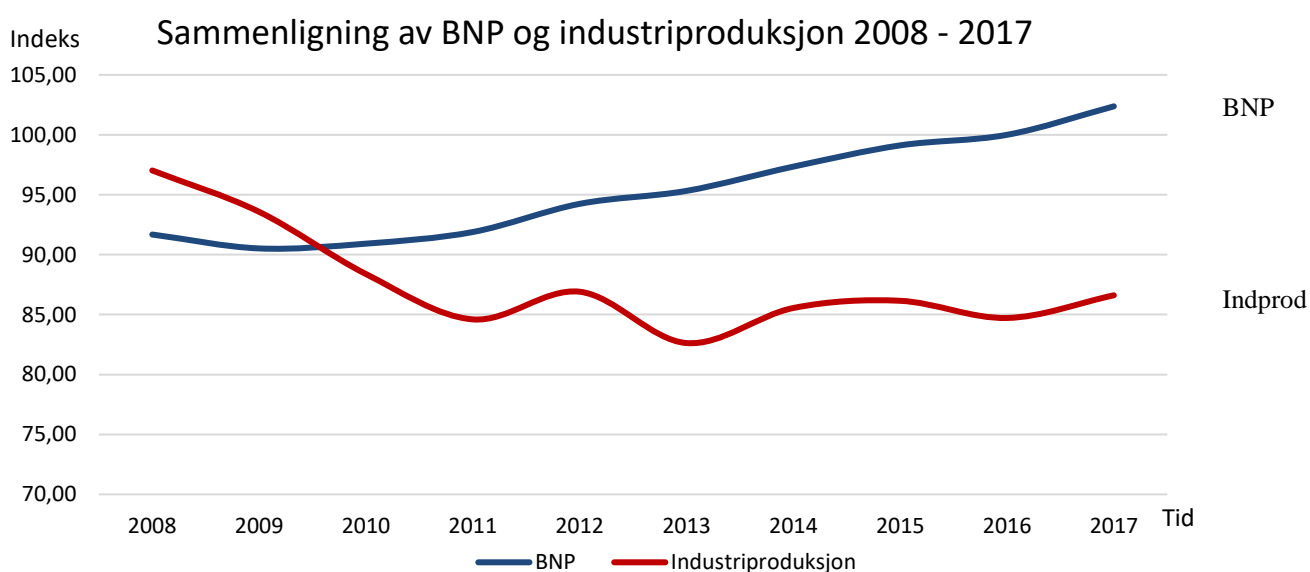
Slik vi ser av regresjon (7) er koeffisienten «Delta_Indprod» positiv. Det vil si at volatiliteten i EURNOK-kursen øker ved en positiv endring i produksjonsindeksen. Det motstrider våre forventninger, da høye produksjonstall gjerne er en indikasjon på gode tider i norsk økonomi, mens indeksen gjerne faller i tilbakegangsperioder. Vi har tidligere sett at volatiliteten gjerne har vært lavere i trygge økonomiske omgivelser, mens den tiltar når usikkerheten i markedet øker. Således er det uventet at denne koeffisienten er positiv.

Derimot ser vi av koeffisientens t-verdi på 0,07 at variabelen ikke er statistisk signifikant. Dermed kan vi ikke konkludere med at produksjonsindeksen har noen påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen.

Selv om endring i industriproduksjonsindeksen ikke var signifikant, kan det likevel ikke utelukkes at BNP per innbygger i Norge kan ha påvirkning på svingningene i den norske kronen mot euro, enten i nivåform, men mest trolig i form av førstedifferansen. BNP (verdien av det som skapes og produseres i et land i en viss periode, gjerne ett år) er ofte en beskrivelse

på tilstanden og produktiviteten i norsk økonomi, og konjunktursvingninger har historisk ofte vist seg å påvirke valutakurser. Høy BNP indikerer gjerne gode tider i norsk økonomi, noe som ofte leder til lavere usikkerhet i markedet. Usikkerheten rundt norske arbeidsplasser og norsk økonomi er gjerne lav, mens usikkerheten og uroen rundt norsk økonomi tiltar med tilbakegang i BNP. Det er derfor naturlig å anta at kronen kan appresiere eller depresiere på bakgrunn av nyheter om BNP-utviklingen i landet.

Det finnes som nevnt ikke månedlige BNP-tall for perioden vi analyserer. Dataene vi har tilgjengelig for 2008-2017, som er årlige eller kvartalsvise, er derfor mindre sammenlignbare å kjøre i en regresjon med de andre, månedlige variablene. BNP i den formen vi har er heller ikke en stasjonær variabel. Det vil heller ikke gi mening å se på endring eller absoluttendring i BNP i en regresjon, ettersom variabelen ikke endres hver måned. Endringen fra en måned midt i året til en annen vil følgelig være 0, og det er ikke sammenlignbart med de øvrige variablene vi har kjørt i de ulike regresjonene.



Graf 11 - Sammenligning av BNP og industriproduksjon

I graf 11 har vi inkludert BNP i Norge med sesongjustert volumindeks. I datasettet vårt har vi månedlige tall for industriproduksjonen. Vi har tatt snittet av de månedlige tallene for å få årlige industriproduksjonstall som kan sammenlignes med BNP. Vi ser her at de kurvene har hatt noe ulik utvikling. Vi registrerer at svingningene i industriproduksjonen har vært større enn BNP i tiårsperioden. Da det særlig er konjunkturutviklingen som er vår hypotese for hvorfor BNP kan ha påvirket volatiliteten i EURNOK-kursen fra 2008 til 2017, ser ikke hypotesen ut til å støttes av grafen over. BNP har steget jevnt, riktignok med noe tilbakegang

under finanskrisen, men grafen gir ikke ytterligere antydninger om at BNP påvirker volatiliteten.

8.4 Regresjon 5-7 oppsummert

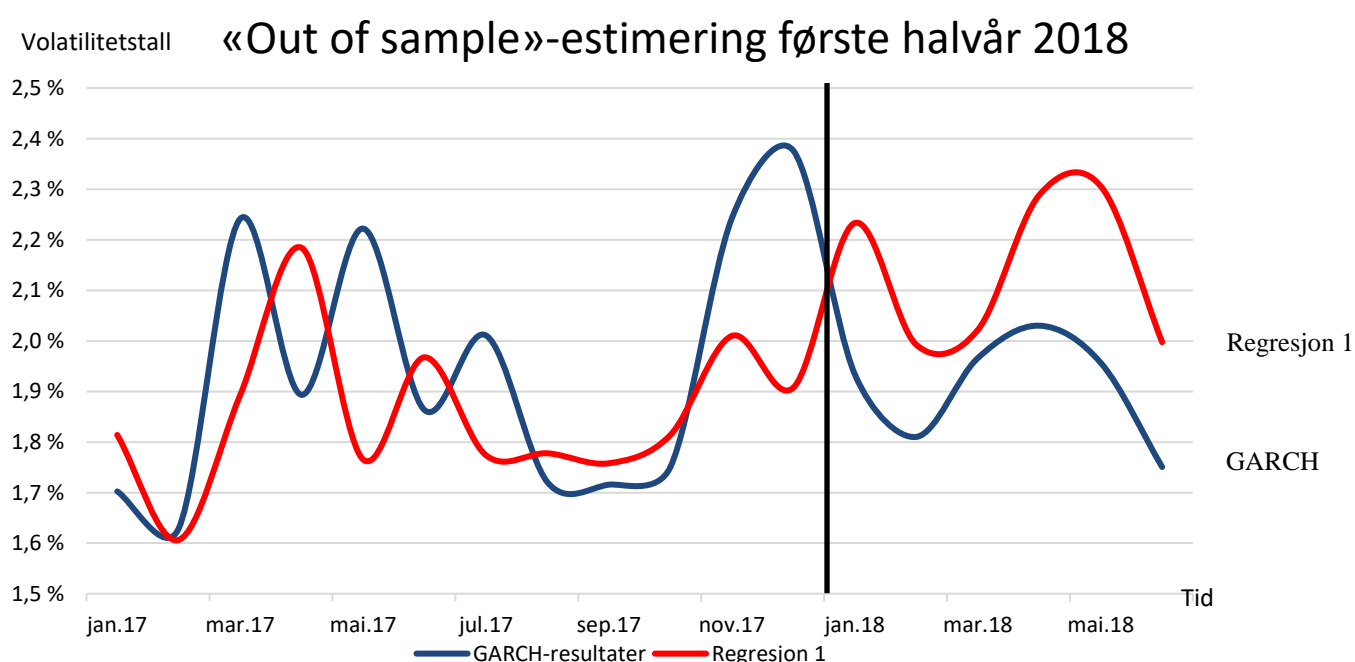
I regresjon 5-7 har vi sett at variablene fra «stammen» i regresjon 1-4 fremdeles virker å være svært betydningsfulle. I tillegg har vi sett at oljeprisens endring på nivåform er negativ og signifikant. Det medfører at økt oljepris reduserer volatiliteten i EURNOK-kursen, mens lavere oljepris øker volatiliteten. Oljeprisfall er ugunstig for de fleste norske selskaper og et tegn på nedgang i internasjonal økonomi. Vi har tidligere sett at nedgang i økonomien øker volatiliteten i EURNOK-kursen, og således er dette et interessant poeng som samsvarer med tidligere funn. Videre er endringen i inflasjonen på nivåform positiv og signifikant. Det betyr at økt inflasjon øker volatiliteten. Vi har sett Norges Bank uttale at inflasjonen gjerne er høy i usikre tider. Det synes å forsterke vår oppfatning om at volatiliteten øker i usikre tider.

Noe overraskende er ikke renteendringer i eurosonen signifikant, slik det er i Norge. Heller ikke produksjonsindeksens førstedifferanse er signifikant, og renteendringer i Norge virker ikke å ha en langvarig effekt på volatiliteten.

Oppsummert ser vi at forklaringskraften til regresjon (5) og (6) er en del lavere enn (7). Det skyldes trolig at regresjon (7) inneholder flere av de signifikante variablene fra «stammen». R^2 , altså regresjonens forklaringskraft, er på 0,793, noe som er nært det tilsvarende for regresjon (1). Det er imidlertid lagt til flere ikke-signifikante variabler i regresjon (7), og totalt sett mener vi derfor regresjon (1) forklarer volatiliteten i EURNOK-kursen best.

9. GARCH-modellens robusthet

Før vi går dypere inn i funnene våre gjennom Granger-kausaltet og VEC-modellen, ønsker vi å se nærmere på GARCH-modellens robusthet. I denne utredningen har vi benyttet GARCH-modellen til å estimere volatiliteten i EURNOK-kursen for perioden 2008-2017. Ved å benytte resultatene fra regresjon (1), som vi konkluderte med synes å være den mest presise, kan vi ved bruk av de observerte verdiene for første halvår av 2018 estimere hva regresjon (1) mener volatiliteten i EURNOK-kursen er. Residualplottet kan sees i figur 1.1 i appendikset.



Graf 12 – «Out of sample»-estimering av første halvår 2018

I graf 12 er første del av den mørkeblå linjen (lavest i juni 2018) avslutningen på GARCH-tallene fra graf 5, altså er dette de faktiske volatilitetstallene for 2017 beregnet av GARCH-modellen. Den har vi forlenget til ut juni 2018 etter det sorte skillet, som er plassert ved årsskiftet 2017/2018. Den røde linjen (øverst i juni 2018) viser estimerte volatilitetstall for 2017 og første halvår 2018 ved bruk av resultatene fra regresjon (1).

Sammenligner vi de to kurvene for 2017 ser vi som ventet at kurven for regresjon (1) fluktuerer mellom GARCH-resultatene. Det skyldes at regresjon (1) er basert på OLS med GARCH-tallene som avhengig variabel. I første halvår 2018 ser vi at regresjon (1)s resultater ligger noe over de faktiske verdiene. Likevel må regresjonen sies å stemme godt til prediksjonsformål, da forskjellene mellom de to kurvene er forholdsvis små. Særlig ser vi at

mars 2018 nærmest treffer perfekt. Det er maksimalt 0,35 prosentpoengs forskjell for alle seks månedene. Det kan dog tyde på at regresjon (1) overestimerer noe, ettersom månedene i den røde kurven ligger marginalt over den blå, men totalt sett kan vi konkludere med at regresjon (1)s resultater samsvarer godt med de virkelige volatilitetstallene.

10. VAR-modell og Granger-kausaltet

For å dykke dypere inn i datasettet vårt, samt prøve å finne alternative vinklinger for å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen, undersøker vi Granger-kausale sammenhenger. Før vi kan estimere VAR-modellen, som videre kan utledes til en Granger-kausaltetsmatrise som vi er interesserte i, må vi spesifisere dataene. Ikke-stasjonære data er uforutsigbare, og dette kan videre føre til upålitelige (spuriøse) resultater. Vi bruker førstedifferansen av logaritmene til variablene Volatilitet, Oljepris og VIX for å se om vi har samsvar med tidligere funn. Grunnen til at disse er brukt er fordi vi ønsker å få dypere innsikt i to sentrale uavhengige variabler.

For å fastslå hvorvidt en tidsserie er stasjonær finnes det flere metoder, men vi bruker Dickey-Fuller-test for enhetsrot. Testen er behørig behandlet i teori-kapittelet og vi viser til dette for utdypende forklaring rundt testen.

Vi tester om vi kan forkaste de ulike nullhypotesene om at tidsseriene for førstedifferansene av våre variabler har enhetsrot, og vi tester disse i sin helhet. DF-testene gir i samsvar med forventede resultater, grunnlag for å forkaste nullhypotesen om enhetsrot på 5 % signifikansnivå. Ettersom testobservatorene i absoluttverdi er større enn den kritiske verdien, forkaster vi nullhypotesen om ikke-stasjonaritet og konkluderer med at tidsseriene er stasjonære. Disse kan følgelig benyttes i en VAR-modell.

10.1 Spesifikasjoner

Vi fortsetter med å spesifisere antall lags for VAR-modellen. Ved hjelp av *varsoc*⁹-kommandoen i Stata, får vi resultater tilknyttet dette. Virkningene mellom flere variabler i et system vil ofte ikke uttrykkes som effekter som inntreer umiddelbart, men som lags. Lags av variabler vil derfor i mange tilfeller være nødvendig å inkludere i en statistisk modell for å kunne fange opp dynamiske relasjoner i systemet på en bedre og mer hensiktsmessig måte. For få lags i en VAR-modell kan bidra til å gjøre at vi mister for mye av effektene som de ulike variablene har på volatiliteten, mens vi ved for mange lags inkludert kan ende opp med for store standardavvik. Den økte usikkerheten for estimatene kommer også av at vi ved å ha en økning i antall parametere vi bruker, i sin tur bruker opp flere frihetsgrader.

⁹ Se ytterligere informasjon her: <https://www.stata.com/manuals13/tsvarsoc.pdf>

Ved valg av antall lags finnes det innenfor statistikken flere metoder å tilnærme oss på, men vi nøyer oss som nevnt over med å bruke Statas innebygde verktøy for å spesifisere dette. Resultatene følger i tabell 5 under:

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	204.164				6.1e-06	-3.49851	-3.46944	-3.4269
1	226.172	44.015	9	0,000	4.8e-06	-3.72472	-3.60846*	-3.4383*
2	238.739	25.134	9	0,003	4.8e-06	-3.78676	-3.58331	-3.28551
3	243.909	10.340	9	0,324	4.9e-06	-3.72015	-3.4295	-3,00408
4	257.275	26.732*	9	0,002	4.5e-06*	-3.79608*	-3.41824	-2.86519

Tabell 5 - Spesifikasjoner av lags

Stjernene indikerer hvilken lag-lengde modellen velger basert på de ulike kriteriene. Vi ser at testen antyder forskjellige antall lags. Dersom det er motsigelser mellom disse kriteriene, er det mulig å gå til metoden som flesteparten av kriteriene rettes mot (Hatemi & Hacker, 2009). Også likelihood-ratioen peker på fire lags. Vi bruker derfor fire lags her. Etter å ha utført disse pre-estimation-testene kjører vi VAR-modellen i Stata. Denne kan sees i appendiks figur 1.4, men ytterligere diskusjon utelates da vi først og fremst er interessert i Granger-kausaltet.

Granger har utviklet et kausalitetskonsept som kan estimeres med en direkte tabell av VAR-modellen (Doppelhofer, 2018). Vi er nysgjerrige på Granger-kausalteten fra variablene, og spesielt volatiliteten i EURNOK-kursen, og følgelig kjører vi Stata-kommandoen *vargranger*.

Før vi tolker resultatene fra denne modellen tester vi dens spesifikasjoner, da en feilspesifisert modell medfører tolkning på uriktig grunnlag. Vi starter med å teste hvorvidt den er stabil. Kommandoen *varstable* i Stata brukes for å teste hvorvidt modellen er stabil ved å sjekke stabiliteten til egenverdiene etter å ha estimert parametrene. Enhetssirkelen med tilhørende egenverdier er vedlagt i appendiks, figur 1.2 og 1.3. Dersom VAR-modellen er stabil har den en kovarians-stasjonær prosess, altså at effektene av sjokk dør ut. Dette er tilfelle dersom alle egenverdiene er mindre enn én i absoluttverdi (Bjørnland & Thorsrud, 2014). Vi ser at alle egenverdiene ligger innenfor enhetssirkelen og at det følgelig ikke er noen svakheter med modellen rundt dette området.

Autokorrelasjon kan testes ved hjelp av den innebygde kommandoen *varlmar*, som implementerer en Lagrange-multiplier-test, for riktig antall lags.¹⁰ Vi observerer mild form

¹⁰ <https://www.stata.com/manuals13/tsvarlmar.pdf>

for autokorrelasjon ved mindre lags enn fire, men ettersom vi spesifiserer modellen med fire lags velger vi å gå videre med modellen og antar at heller ikke denne testen indikerer svakheter ved modellen. Dermed kan vi ikke forkaste nullhypotesen om ingen autokorrelasjon og konkluderer med at dette ikke er noe problem i våre data. Testen kan studeres nærmere i appendiksets figur 1.5.

10.2 Resultater fra Granger-kausaltetstest

Granger-kausaltetsmatrisen er vedlagt i tabell 6.

Granger-kausaltetstest				
	Regressors			
Dependent	Vol	Oil	VIX	All
Vol		0,045	0,003	0,000
Oil	0,102		0,363	0,106
VIX	0,163	0,146		0,104

Forkortelser

d1logVolatilitet	Vol
d1logOljepris	Oil
d1logVIX	VIX

Tabell 6 - Granger-kausaltetsmatrise

Merk: p-verdiene er oppgitt i matrisen. Nullhypotesen er ingen Granger-kausal effekt.

Forutsetningen er at y kan predikeres bedre av lags av både x og y , enn av de laggede verdiene til y alene. Vi ser fra tabell 6 at endringen i volatiliteten kan predikeres bedre av lags av både endringen i VIX og volatilitet, enn av de laggede verdiene til endringen i volatiliteten alene. Det samme gjelder ikke uventet for oljeprisen. Det kan dermed konkluderes med, ut fra denne Granger-kausaltetsmatrisen, at oljeprisen og dens lags, samt lags av volatiliteten i EURNOK-kursen, predikerer volatiliteten bedre enn kun volatilitetens lags. Med andre ord konkluderer vi med at både VIX og Oljepris Granger-forårsaker volatiliteten i EURNOK-kursen. Ytterligere forklaring om relasjonen mellom disse variablene kan leses i kapittelet om OLS-resultatene.

10.3 Svakheter ved Granger-kausaltet

Granger-kausaltetstesting har vært gjenstand for noe kritikk i økonometrilitteraturen. For det første representerer ikke Granger-kausalteten, som navnet rettmessig indikerer, den sanne kausaliteten. Den oppfyller bare årsak-effekt-forholdet med konstante sammenhenger, altså at dersom X og Y begge er drevet av en tredje prosess med forskjellige lags, kan dette fortsatt føre til – dog feilaktig – å forkaste alternativhypotesen om Granger-kausaltet.

I «The Journal of Philosophical Economics: Reflections on Economic and Social Issues» pekes det på ytterligere begrensninger på bruken av Granger-kausaltet (Maziarz, 2015). I tillegg til å gå modellen i sømmene, presenterer forfatteren et sitat fra Granger:

«Possible causation is not considered for any arbitrarily selected group of variables (...)» (Granger, 1988).

Dette tyder på at selv forfatteren er klar over at tilfeldig kausalitet kan oppstå, og at modellen bør behandles med omhu. Selv om resultatene for akkurat denne matrisen stemmer godt med allerede observerte data, er vi varsomme med å trekke bastante konklusjoner. Likevel registrerer vi som nevnt at to av variablene som synes signifikante for å forklare volatiliteten i EURNOK-kursen, også viser seg å Granger-forårsake den.

11. Resultater fra VEC-modellen

Vi vil nå studere VEC-modellen, der formålet er å se på hvordan de innbyrdes forholdene mellom de ulike variablene påvirker volatiliteten i EURNOK-kursen. Derfor vil vi se på en VEC-modell hvor vi er interesserte i å modellere det som allerede er skjedd, og legger prediksjonsformål til siden. Grunnen til at denne typen modeller egner seg til makroøkonomiske tidsserier er fordi en kan analysere informasjon både på kort og lang sikt. Dette er fordi den anvender avvikene fra langtidslikevekten til å påvirke dynamikken på kort sikt. Av variabler vi har valgt å inkludere i modellen, tester vi variabler som er ikke-stasjonære på logform, men som er stasjonære etter én differensiering, altså $I[1]$. Grunnen til at vi velger å utelate variabler som er stasjonære, er at VEC-modellen avhenger av *kointegrerte forhold* som det er større sannsynlighet for å finne i ikke-stasjonære variabler. Også her velger vi å teste sentrale variabler.

Variablene vi har valgt å inkludere i modellen er følgende: «log_Volatilitet», «log_Oljepris», «log_VIX» og «log_OSEBX». Ved hjelp av stasjonaritetstest finner vi at log_Volatilitet er ikke-stasjonær og bruker den derfor her. Vi velger å ekskludere renten fordi det bør unngås å ta logaritmen av variabler som potensielt kan ha negative verdier.

Det første vi bestemmer er antall lags. Ved hjelp av Stata vil vi minimere informasjonskriteriene nevnt i teoridelen av studien, og disse forteller om optimalt antall lags vi bør inkludere. FPE, AIC og SBIC indikerer alle å inkludere tre lags, og med støtte i en studie fra Liew (2004) – som konkluderte med at AIC og FPE er best i små utvalg – velger vi å nøye oss med tre lags. Tabell for lag-lengde er vedlagt under i tabell 7. Det bemerkes at x lags i varsoc-testen i Stata betyr $x - 1$ lags i VEC-modellen.

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-4.26182				0.000014	0.142445	0.18099	0.237393
1	-480.660	969.84	16	0.000	4.2e-09	-7.94241	-7.74969	-7.46766
2	505.877	50.434	16	0.000	3.6e-09	-8.10133	-7.75442	-7.24676*
3	517.817	23.880*	16	0.000	3.8e-09*	-8.03133*	-7.53025*	-6.79696
4	528.903	22.171	16	0.138	4.2e-09	-7.9466	-7.29134	-6.33243

Tabell 7 - Lag-lengden fra Stata

Gjennomgangen av variablene i teorikapittelet ga oss en idé om hvilke variabler vi mener kan ha et kointegrert forhold, ettersom vi nå tester ikke-stasjonære variabler som er integrerte av første orden (stasjonære i førstedifferansen). Vi har valgt ut våre variabler til VEC-modellen, og ønsker å teste om variablene i denne modellen inneholder kointegrerte vektorer. Til dette formålet anvender vi Johansen-testen, og følgelig kommandoen *vecrank* i Stata. Hele systemet testes, slik det fremgår i Lütkepohl (2005). Tabell 8 viser resultatene, og av tallene fremkommer det at testen først gjennomgår om det finnes null kointegrerte ligninger (rank $r = 0$), videre til maksimalt én (rank $r = 1$) kointegrert ligning og så videre. Nullhypotesen er alltid konservativ, og vil være «ingen kointegrerte» faktorer, «én kointegrert» faktor, og så videre.

I våre resultater fremkommer det at rank $r = 0$ ligger over 5 % kritisk verdi, og vi forkaster dermed H_0 . Vi utfører samme operasjon for rank = 1, men beholder H_0 for maksimalt to kointegrerte ligninger, som ifølge Kuzmenko (2017) betyr at to følgelig blir estimatet på antall kointegrerte forhold.

maximum rank	parms	LL	eigenvalue	trace statistic	5 % critical value
0	36	450,83267	.	84,1299	47,21
1	43	474,88780	0,33255	36,0197	29,68
2	48	490,06467	0,22514	5,6659*	15,41
3	51	492,85677	0,04584	0,0817	3,76
4	52	492,89762	0,00069		

Tabell 8 - Resultater fra Johansens test for kointegrasjon

Deretter estimerer vi VEC-modellen med antall parametere og lags som vi er kommet frem til basert på testene over. Sammenhengen i modellen kan dermed uttrykkes som følger:

$$\Delta \ln \text{Volatilitet} = \pi_0 + \sum_{t=1}^3 \pi_1 \Delta \ln \text{Volatilitet}_{t-i} + \sum_{t=1}^3 \pi_2 \Delta \ln \text{Oljepris}_{t-i} + \sum_{t=1}^3 \pi_3 \Delta \ln \text{VIX}_{t-i} + \sum_{t=1}^3 \pi_4 \Delta \ln \text{OSEBX}_{t-i} + \delta ECT_{t-1} + \epsilon_{1t} \quad (11.1)$$

Her viser π_n til koeffisientene til de kortsiktige laggede sammenhengene for hver variabel mot $\Delta \ln \text{Volatilitet}$, δ til ECT_{t-1} representerer $\ln \text{Volatilitets}$ justeringshastighet mot sin likevekt på lang sikt. Dette omtales også som *korreksjonsleddet* i vår modell, hvor ECT_{t-1} velges med utgangspunkt i den kointegrerte vektoren på følgelig vis:

$$\delta ECT_{t-1} = \delta(\beta_1 \Delta \ln \text{Volatilitet}_t + \beta_2 \Delta \ln \text{Oljepris}_t + \beta_3 \Delta \ln \text{VIX}_t + \beta_4 \Delta \ln \text{OSEBX}_t)$$

VEC¹¹-modellen ser ut som følger:

Periode: 08:Apr-17:Dec		Obs: 117	Log likelihood: 508,4675		
Likning	Parametere	RMSE	R ²	X ²	p-verdi
$\Delta \ln \text{Volatilitet}$	11	0,15763	0,1929	26,2856	0,0004
$\Delta \ln \text{Oljepris}$	11	0,08064	0,3148	50,5479	0,0000
$\Delta \ln \text{VIX}$	11	0,16844	0,1482	19,1438	0,0077
$\Delta \ln \text{OSEBX}$	11	0,05397	0,1635	21,5064	0,0031
<i>Kortsiktig dynamikk</i>					
	Koeffisient	Standardfeil	z	p-verdi	
$\Delta \ln \text{Volatilitet}$					
_ce1	-0,323	0,091	-3,57	0,000	
_ce2	-0,102	0,025	-4,09	0,000	
$\Delta \ln \text{Oljepris}_{t-1}$	-0,116	0,045	-2,56	0,010	
$\Delta \ln \text{Oljepris}_{t-2}$	-0,050	0,0148	-3,39	0,000	
$\Delta \ln \text{VIX}_{t-1}$	0,258	0,125	2,06	0,039	
$\Delta \ln \text{VIX}_{t-2}$	-0,017	0,028	-0,60	0,549	
$\Delta \ln \text{OSEBX}_{t-1}$	-0,011	0,028	-0,40	0,673	
$\Delta \ln \text{OSEBX}_{t-2}$	-0,016	0,009	-1,78	0,091	
<i>Kointegrerte likninger</i>					
Likning	Parametere	X ²		p-verdi	
_ce1 (ECM)	2	65,172		0,000	
_ce2	2	67,301		0,000	
<i>Langsiktig dynamikk</i>					
Beta	Koeffisient	Standardfeil	z	p-verdi	
$\ln \text{Vol}$					
_ce1 (ECM)	1				
$\ln \text{Vol}$	1				
$\ln \text{Oljepris}$	0,252	0,051	4,92	0,000	
$\ln \text{VIX}$	-0,3999	0,103	-3,88	0,000	
$\ln \text{OSEBX}$	-0,0692	0,131	-0,53	0,599	
Konstant	4,265				

Tabell 9 - VEC-modellen

¹¹ Resultat fra VECM med de endogene variablene $\Delta \ln \text{Volatilitet}$, $\Delta \ln \text{Oljepris}$, $\Delta \ln \text{VIX}$ og $\Delta \ln \text{OSEBX}$. Δ betyr at det er tatt førstedifferansen av variablene. Den øverste delen av tabellen viser tilpasningen til hver ligning. R^2 er forklaringskraften og X^2 er kjikvadratstatistikken for ligningen. Parametrene er vist med standardfeil, z-verdi og p-verdi. Feilkorreksjon er brukt for correction error (ce).

I vår modell ser vi at ECT-leddet (feilkorreksjonsleddet) tilsvarende «_ce1» har en negativ koeffisient og er signifikant; $\Delta \ln \text{Volatilitet}_{ce1L1}$ har altså en signifikant koeffisient med verdi lik $-0,323$ (p-verdi = $0,000$). Det tolkes som at det er en justering mot likevekt i systemet til stede (Sørum & Trøstheim, 2017), og vi kan konkludere med at det finnes likevekt mellom $\ln \text{Volatilitet}$ og valgte variabler på lang sikt. Dette støtter opp under tidligere funn i oppgaven. Vi kan videre se på det kointegrerte forholdet som viser den langsiktige likevekten (*langsiktig dynamikk i tabell 9*), som kan illustreres som følger:

$$ce1 = \ln \text{Volatilitet} - 0,399 \ln \text{VIX} + 0,252 \ln \text{Oljepris} + 4,265 \quad (11.2)$$

Vi normaliserer ligningen (11.2) ved å sette feilkorreksjonsleddet til 0, og løser med hensyn på $\ln \text{Volatilitet}$ for å finne det kointegrerte forholdet vi er ute etter:

$$\ln \text{Volatilitet} = 0,399 \ln \text{VIX} - 0,252 \ln \text{Oljepris} - 4,265 \quad (11.3)$$

Ved å analysere de langsiktige sammenhengene, tar vi utgangspunkt i _ce1 som er vår targetmodell. Både $\ln \text{VIX}$ og $\ln \text{Oljepris}$ har signifikante koeffisienter, mens $\ln \text{OSEBX}$ ikke er i stand til å forklare en langtidssammenheng basert på vår modell. Den transformerte kointegrasjonsligningen, som er vårt kointegrasjonsresultat, indikerer nok en gang en positiv sammenheng mellom VIX og Volatilitet, og negativ sammenheng mellom Oljepris og Volatilitet. $\ln \text{OSEBX}$ har en svak positiv sammenheng, men er som nevnt ikke signifikant.

For å se på de kortsiktige sammenhengene mellom variablene kan vi tolke dette ut fra modellens kortsiktige dynamikk-del hvor vi ser på om verdien av hver variabel er signifikant forskjellig fra 0. Nullhypotesen er ingen kortsiktig sammenheng mellom volatilitet og den respektive variabelen. Om den forkastes kan det tyde på kortsiktig sammenheng mellom variablene. Ved hjelp av Stata bruker vi en linearitetstest for å teste om hver av variablene er signifikant ulike fra 0 for alle lag-lengder samtidig. Resultatet er vedlagt under.

Linearitetstest	X^2	p-verdi
OSEBX signifikant forskjellig fra 0, for alle lag-lengder inkludert (2)	1,76	0,4151
VIX signifikant forskjellig fra 0, for alle lag-lengder inkludert (2)	10,56	0,0051
Oljepris signifikant forskjellig fra 0, for alle lag-lengder inkludert (2)	7,83	0,0182

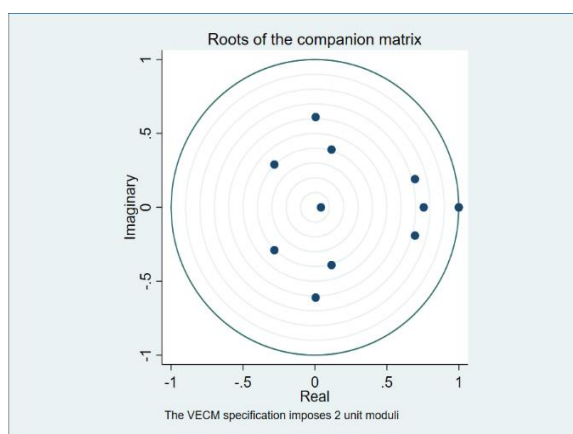
Tabell 10 – Resultater fra linearitetstesting i VECM

Tabell 10 viser tydelige indikasjoner på at det er kortsiktige sammenhenger mellom Volatilitet og både VIX og Oljepris. P-verdiene for begge disse er sterkt signifikante. Dette gjelder ikke for OSEBX. Det er interessant, og kan bidra til å støtte tidligere funn av at påvirkningen av variabelen ikke var sterkt signifikant, som også vist i OLS-delen. Vi viser til tidligere kapitler for ytterligere diskusjon rundt de forskjellige variabelenes påvirkning fra både teori og hendelser.

11.1 Testing av stabilitet

I etterkant av estimeringen av VEC-modellen er det vanlig prosedyre å kontrollere for stabilitetsbetingelsen til estimatene. Vi fant antall kointegrerte forhold tidligere ved å anta at alle variablene er $I(1)$, altså stasjonære etter én differensiering. Stabilitetstesten vil kunne avsløre om denne antagelsen er feil, altså hvorvidt den kointegrerte funksjonen vi antar er stasjonær, egentlig ikke er det. Denne testen vil også gi svar på om antallet kointegrerte forhold er spesifisert galt. Dersom en VEC-modell har x endogene variabler, vil det ifølge StataCorp (2016) være $g - r$ enheter egenverdi i matrisen. Ettersom vi har $x = 4$, og to kointegrerte vektorer, vil dette tilsi at vi har to enheter egenverdi. Antagelsen om stabiliteten holder dersom moduli for resterende egenverdier r er strengt lavere enn 1.

Resultatet er som følger:



Figur 2 - Følgematrix fra VEC-modellen

Eigenvalue	Modulus
1	1
1	1
.755686	.755686
.6949951 + .1912228i	.720822
.6949951 - .1912228i	.720822
.00465983 + .6106522i	.61067
.00465983 - .6106522i	.61067
.1150034 + .3905093i	.407091
.1150034 - .3905093i	.407091
-.2821184 + .2897468i	.404406
-.2821184 - .2897468i	.404406
.04159753	.041598

Figur 3 - Stabilitetsmatrise fra VEC-modellen

Det fremgår av både figur 2 og figur 3 at to av røttene er lik 1, noe som er i tråd med modellens oppbygging. Ingen av de resterende moduliene kan være lik 1, og dermed er antagelsen om stabilitet oppfylt. Vi tolker det slik at modellen ikke har flere enn to kointegrerte forhold, og

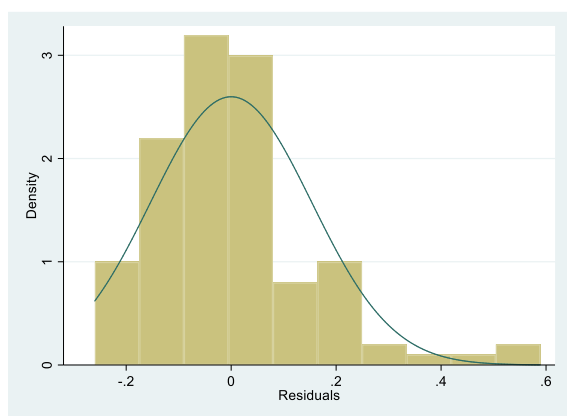
at den følgelig er stasjonær. Det vises i StataCorp (2012) til at det ikke finnes teori på om stabiliteten kan påvirkes av røtter nære 1, men vi velger å tolke det til at 0,756 ikke er nært nok til å påvirke verken kointegrerte forhold eller stasjonaritet. Vi har fra litteraturen sett eksempler på at 0,764 tolkes som langt nok unna til at disse påvirkes og konkluderer derfor med at modellen ikke viser svakheter fra denne delen (Sørum & Trøstheim, 2017).

11.2 Autokorrelasjon og normalitet i feilledd

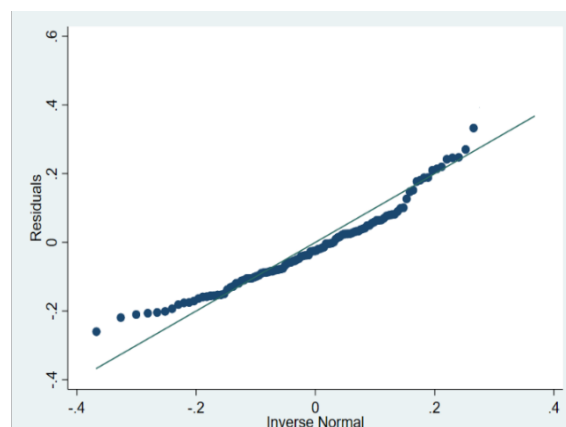
Vi velger her å teste modellen for autokorrelasjon, og velger Lagranges multiplikator-test til dette formålet, noe som er i tråd med teorien om VECM. Nullhypotesen i en LM-test er ingen autokorrelasjon, og det vil med lavere p-verdi(er) enn 5 % antyde autokorrelasjon.

Vi ser fra figur 1.6 i appendikset at verdiene til lag (1), lag (2) og lag (3) ikke er signifikante og dermed kan vi ikke forkaste nullhypotesen om ingen autokorrelasjon, og konkluderer at dette ikke er et problem vi har i dataene våre. Det er verdt å bemerke at modellering av VEC ikke er rådende som OLS, og det er dermed ikke mulig å bruke den alminnelige Durbin-Watson-testen for dette formålet all den tid strukturen ikke er tilpasset modellen vår.

For å teste normalitet i feilleddene bruker vi Jarque-Bera, og finner ut at vi har indikasjoner på utfordringer knyttet til normalitet i feilleddene. Vi tester videre residualene i et histogram, samt qn-plot, som vist i figur 4 og 5, og ser antydninger til en relativt standard normalfordeling, dog uten å være på langt nær perfekt. Det er vanskelig å fastslå hvor strenge en kan være uten å måtte forkaste nullhypotesen om normalfordelte residualer. Vi tolker dermed modellen slik vi har gjort, selv om vi er klar over de mulige svakheter ved modellen rundt ikke-normalfordelte residualer.



Figur 4 - Histogram av residualer



Figur 5 – QN-plot

12. Ikke-kvantifiserbare årsaker

I denne utredningen har vi gjennom ulike modeller studert forskjellige faktorerers påvirkning på volatiliteten i EURNOK-kursen. Vi har sett at flere variabler synes å være sentrale, mens andre hypoteser om potensielle faktorer ikke har vist seg å stemme. Selv om vi ovenfor har diskutert mange av de sentrale årsakene, kan det likevel ikke utelukkes at svingningene i EURNOK-kursen kan skyldes andre årsaker enn de vi har studert. Eksempelvis er det flere hypoteser vi har som vi ikke har fått sett nærmere på, ettersom vi ikke har klart å kvantifisere dem. Vi har vært avhengige av konkrete tall for hver måned for å kunne utføre regresjoner med de spesifiserte variablene. Vi vil derfor avslutningsvis før konklusjonen forklare noen årsaker vi mener kan ha bidratt til volatiliteten i EURNOK-kursen, men som vi ikke har studert på tilsvarende måte som for andre årsaker, ettersom de ikke har latt seg kvantifisere.

12.1 Mer maskinhandel

Ifølge valutaanalytiker Magne Østnor i DNB Markets var andelen maskinhandel i valutamarkedet nær 80 prosent allerede høsten 2016 (E24, 2016). Økende maskinhandel vil gi investorer raskere reaksjonstid på nyheter i markedet, og utslagene i svingningene kan dermed bli større når flere handler raskt og samtidig. I tillegg er det ikke lenger bare banker som bidrar med likviditet inn i markedet, men «stadig flere investorer som trekker seg ut så fort det begynner å blåse». Da vil faren øke for at en får en korthus-effekt som gjør at prisene endres drastisk og at det blir nær umulig å handle.

Motsatt skulle en kanskje tro at det blir enklere for kundene å finne de beste prisene når en ser stadig mer maskinhandel, men et ytterligere moment som gjerne trekkes frem er at markedsplassen blir stadig mer fragmentert. Ifølge Østnor mister de etablerte markedsplassene stadig markedsandeler, og det vokser frem en rekke mindre plattformer. Dermed spres interessene i markedet, og det er vanskeligere å ha full oversikt. Det kan bidra til å øke volatiliteten i markedet.

Den totale andelen maskinhandel gjennom tiårsperioden 2008-2017 har ikke latt seg oppdrive, og vi har derfor ikke fått inkludert dette i en regresjon. Vi tror likevel basert på årsakene nevnt ovenfor at dette kan ha hatt en effekt på de store svingningene vi har sett etter finanskrisen. Det støttes videre av at maskinhandelen i euroens første leveår var svært begrenset, markedsplassene var færre og det var enklere å ha full oversikt til enhver tid. Dermed er

usikkerheten og risikoen blitt større med årene, noe som trolig kan forklare deler av de økte svingningene vi har observert de seneste årene.

12.2 Politisk uro

En annen årsak vi mener kan ha bidratt til å påvirke svingningene i EURNOK-kursen det seneste tiåret er politisk uro, som heller ikke har latt seg kvantifisere. Vi har brukt VIX-indeksen som mål på usikkerhet, og den vil således fange opp noe av den politiske uroen, men ikke nødvendigvis alt. Perioden 2008-2017 har delvis blitt preget av tider med stor politisk uro internasjonalt. Det startet med finanskrisen som inntraff utover 2008, noe som ble etterfulgt av den statsfinansielle krisen i mange euroland fra 2010. En trenger imidlertid ikke gå lenger tilbake enn de to-tre seneste årene for å finne ytterligere eksempler på politisk uro. Brexit sommeren 2016 og valget av Donald Trump som USAs president høsten samme år er eksempler på det. Det har gjennom tiåret også vært andre tilfeller av politisk uro som har preget markedene. Eksempelvis ble det hevdet i norske medier at politisk uro preget valutamarkedet i september 2013, en periode det ikke var noen store kriser eller uroligheter ellers (DN, 2013).

Politisk uro skaper usikkerhet i markedene og det er naturlig å anta at dette også har påvirket volatiliteten i EURNOK-kursen til en viss grad. Det er heller ikke utenkelig at investorer i større grad søker «trygg havn»-valutaer i perioder med høy politisk uro. Vi har tidligere sett at den norske kronen ikke ble sett på som en trygg havn under finanskrisen. Det kan implisere at flere trekker seg vekk fra kronen, noe også handelsvolumet som vi tidligere har studert, indikerer. Motsatt ble imidlertid kronen, blant annet av den sveitsiske storbanken HSBC, anbefalt som en trygg havn i 2011 (DN, 2011). Da var oljeprisen på vei opp igjen, finanskrisen var over, samtidig som flere land slet med tung offentlig gjeld. Norsk økonomi så imidlertid lysere ut, og dermed kan det ha fått investorer til å trekke mot kroner igjen. Også det vil påvirke volatiliteten i EURNOK-kursen.

12.3 Investorene går i flokk

Vi vil som nevnt anta at politisk uro kan være en bidragsyter til volatiliteten som er observert i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017. Det kan samtidig ha sammenheng med en annen potensiell ikke-kvantifisert årsak, investorer som går i flokk. «Nervøsitet rundt de endelige

konsekvensene av pengepolitikken som føres nå bidrar til at investorene er blitt mer homogene og går i flokk», hevdet Østnor i oktober 2016. Om flere går i samme retning, samtidig som antallet spekulanter trolig har økt som følge av bedre handelsinstrumenter, vil det gi større utslag i kursene enn tidligere.

13. Konklusjon

I denne studien har vi hatt som formål å få bedre innsikt i hvilke faktorer som kan forklare volatiliteten i EURNOK-kursen mellom 2008 og 2017, og hvorfor den var høyere enn tidligere år. Valutamarkedet er et komplekst system bestående av en rekke faktorer som det må tas hensyn til samtidig. Vi har gjennomgått eksisterende empiri, samt introdusert egne hypoteser, og undersøkt om disse har påvirket svingningene i EURNOK-kursen.

Vi har benyttet ulike fremgangsmåter for å danne oss et helhetlig bilde av sammenhengene i valutamarkedet. Ved å studere EURNOK-kursen i ulike modeller har vi gjennom prosessen funnet flere årsaker til hvorfor volatiliteten har økt etter finanskrisen. GARCH-modellen tegner et tydelig skille rundt 2008. Der GARCH-modellen illustrerer problemstillingen, er de resterende modellene brukt for å forklare sammenhengene.

Våre funn tyder på at rekordlavt rentenivå både i Norge og eurosone har bidratt til å øke volatiliteten i EURNOK-kursen. Det lave rentenivået er blitt innført i perioder med økt usikkerhet i markedet. VIX-indeksen er brukt som mål på usikkerhet i markedet, og alle modellene peker i retning av at høyere usikkerhet øker volatiliteten kraftig. I usikre tider har samtidig inflasjonen økt, noe som etter våre beregninger øker volatiliteten. I perioden 2008-2017 har det vært langt større usikkerhet i den norske økonomien enn tidligere, særlig under finanskrisen og det kraftige oljeprisfallet i 2014. Endringer i oljeprisen har økt volatiliteten betydelig, og vi har sett at oljeprisen har beveget seg mye i begge retninger det seneste tiåret. Den norske kronen synes som en liten valuta å være spesielt sårbar for svingninger under slike usikre omgivelser.

Usikre tider, både i nasjonale og internasjonale markeder, har resultert i at kronen selges i større grad enn den kjøpes, mens den kjøpes hyppigere når veksten i økonomien tiltar. Det har igjen bidratt til å øke svingningene i EURNOK-kursen. Vi har samtidig funnet klare tegn på volatilitetsklynger, noe som er en ytterligere forklaring på hvorfor volatiliteten har vært høy over tid.

Det er dermed flere indikatorer som trekker i samme retning idet volatiliteten i EURNOK-kursen tiltar; volatiliteten øker i perioder med høy usikkerhet rundt norsk økonomi, og det har vært større usikkerhet og flere markedsoverraskelser etter finanskrisen enn før krisen inntraff. Det har medført at volatiliteten i EURNOK-kursen har vært vesentlig høyere i perioden 2008-2017 enn tidligere år.

14. Avsluttende kommentarer

Selv om vi har utført denne studien, og trukket våre konklusjoner, er det flere momenter som er interessante å studere videre. Det utvikles stadig bedre modeller for å forklare sammenhenger mellom variabler, og dette kan gjøres i det endeløse. Ved å teste flere modeller for samme forhold, kan vi gå i dybden på sammenhengene og trekke slutninger på enda bedre grunnlag.

Vi bruker månedlige tall i våre beregninger og kalkulasjoner. Det kunne vært interessant å se på eventuelle forskjeller når man trekker ut årlige, kvartals eller daglige variasjoner i dataene. BNP-tallene vi fant var kun årlige eller kvartalsvise, og denne serien konkluderte vi med var ikke-stasjonær. I frykt for å ende opp med spuriøse resultater valgte vi å utelate denne. Det gir heller ikke mening å dele inn disse årlige tallene i måneder ettersom de hadde vært like for hver måned. I motsetning til for perioden vi har analysert, fremlegges det nå månedlige data for BNP per innbygger, og dette er en variabel som kan være interessant å studere ytterligere.

Innunder Granger-kausalitetsmatrisen kan vi også teste ulike respons- og impulsfunksjoner. Her er det mulig å teste hvordan forskjellige variabler påvirkes av sjokk på én eller flere variabler. Flere forutsetninger må være til stede før dette kan utføres, og begrepet Cholesky-dekomposisjon må i så fall innføres. Ettersom dette er mest brukt i prediksjonsformål er det utelatt, men det hadde vært spennende å undersøke dette ytterligere. Det er således et forslag til videre forskning.

Det vil i tillegg være interessant å undersøke ulike faktorerers forklaringskraft på andre valutapar, deriblant kanskje spesielt USDNOK og SEKNOK. Det vil også være spennende å se på andre drivere enn de vi har inkludert og disse variabelenes transformasjoner.

I lys av makrobildet den seneste tiden har problemstillingen blitt enda mer aktuell. En kraftig kronesvekkelse i desember 2018 gjør det svært interessant å følge kronens videre utvikling. Det ligger an til å bli en spennende tid fremover.

15. Litteraturliste

- Aftenposten. (2008, Oktober 10). *Prisene steg overraskende mye*. Hentet fra <https://www.aftenposten.no/norge/i/x4JX8/Prisene-steg-overraskende-mye>
- Alexander, C. (2001). *Market Models: A Guide to Financial Data Analysis*. Wiley.
- Allison, P. (2012, September 10). *When Can You Safely Ignore Multicollinearity?* Hentet fra <https://statisticalhorizons.com/multicollinearity>
- Baum, C. (2015). *Serial correlation and heteroskedasticity in time series regressions*. Hentet fra http://fmwww.bc.edu/EC-C/S2015/2228/ECON2228_2014_10.slides.pdf
- Bernanke, B., Boivin, J., & Elias, P. (2005). *Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach*. The Quarterly Journal of Economics.
- Bernhardsen, T., & Røisland, Ø. (2000). *Factors that influence the krone exchange rate*. Hentet fra https://www.norges-bank.no/globalassets/upload/publikasjoner/economic_bulletin/2000-04/factorsthat.pdf
- Binnendijk, H. (2016). *European Partners and the "Free Rider" Problem*. Hentet fra <https://www.jstor.org/stable/pdf/10.7249/j.ctt19jcj3h.11.pdf>
- Bjerkholt, O. (1999, Mai 21). *Ragnar Frisch og anvendt forskning*. Hentet fra <https://www.sv.uio.no/econ/om/tall-og-fakta/nobelprisvinnere/ragnar-frisch/Frischsenterforedrag%5B1%5D.pdf>
- Blomberg, S., & Harris, E. (1995, Januar). The Federal Reserve. *The Commodity–Consumer Price Connection: Fact or Fable?*
- Bloomberg. (2018, April 10). *Volatility in Currency Markets Is Surprisingly Calm*. Hentet fra <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-04-10/currency-volatility-lags-as-fireworks-leave-traders-trendless>
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). *Investments*. McGraw-Hill Education.
- Bollerslev, T. (1986, Mai 1). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. Hentet fra <https://pdfs.semanticscholar.org/7da8/bfa5295375c1141d797e80065a599153c19d.pdf>
- Brooks, C. (2008). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press.
- Brooks, C., & Persaud, G. (2001, Januar 17). *Benchmarks and the accuracy of GARCH model estimation*. Hentet fra <http://centaur.reading.ac.uk/35963/1/35963.pdf>
- Brooks, C., & Tsohacos, S. (2010). *Real Estate Modelling and Forecasting*. Cambridge.
- Codeburst. (2018, August 23). *Skew and Kurtosis*. Hentet fra <https://codeburst.io/2-important-statistics-terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis-388fef94eeaa>

- Countries of the World. (2018). *Top 25 most traded currencies*. Hentet fra <https://www.countries-ofthe-world.com/most-traded-currencies.html>
- DN. (2011, September 6). *Sterkeste krone på åtte år*. Hentet fra <https://www.dn.no/sterkeste-krone-pa-atte-ar/1-1-1703643>
- DN. (2013, September 30). *Politisk uro preger valutamarkedet*. Hentet fra <https://www.dn.no/politisk-uro-preger-valutamarkedet/1-1-2000765>
- DN. (2014, Desember 11). *Norges Bank kutter overraskende renten*. Hentet fra <https://www.dn.no/rentemote/norges-bank/renten/norges-bank-kutter-overraskende-renten/1-1-5267264>
- DN. (2014, Desember 16). *Total kollaps i norske kroner*. Hentet fra <https://www.dn.no/valuta/-total-kollaps-i-norske-kroner/1-1-5271573>
- Dwyer, G. (2015, April 1). *The Johansen Tests for Cointegration*. Hentet fra <http://www.jerrydwyer.com/pdf/Clemson/Cointegration.pdf>
- E24. (2011, Mars 24). - *Kollaps i euroen er ikke utenkelig*. Hentet fra <https://e24.no/makro-og-politikk/kollaps-i-euroen-er-ikke-utenkelig/20038544>
- E24. (2015, Mars 19). - *Skikkelig sjokkerende*. Hentet fra <https://e24.no/makro-og-politikk/skikkelig-sjokkerende/23417671>
- E24. (2016, Oktober 21). *Valutaekspert: Tre faktorer som får kronen til å svinge mer*. Hentet fra <https://e24.no/makro-og-politikk/norsk-krone/valutaekspert-tre-faktorer-som-faar-kronen-til-aa-svinge-mer/23822349>
- E24. (2017, Desember 21). - *Den største nedgangen vi har sett*. Hentet fra <https://e24.no/makro-og-politikk/valuta/sjefoekonom-om-spekulantenes-kronesalg-den-stoerste-nedgangen-vi-har-sett/24216132>
- E24. (2017, November 15). *Euroen kan gå til 10 kroner*. Hentet fra <https://e24.no/boers-og-finans/bare-en-gang-siden-finanskrisen-har-kronen-vaert-saa-svak/24187682>
- E24. (2018, September 21). *Nå setter storbankene opp boliglånsrenten*. Hentet fra <https://e24.no/privat/renter/dnb-setter-opp-boliglaansrenten-med-inntil-0-25-prosentpoeng/24446460>
- Enders, W. (2010). *Applied Econometric Time Series*. Wiley.
- Engle, R. (1982, Juli 4). *GARCH 101: An Introduction to the Use of ARCH/GARCH models in Applied Econometrics*. Hentet fra <http://www.stern.nyu.edu/rengle/GARCH101.PDF>
- European Central Bank. (2018). *Key ECB interest rates*. Hentet fra https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/key_ecb_interest_rates/html/index.en.html

- European Commission. (2018). *The History of the Euro*. Hentet fra https://ec.europa.eu/info/about-european-commission/euro/history-euro/history-euro_en
- Faust, J., Rogers, J., Wang, S., & Wright, J. (2006). *The high-frequency response of exchange rates and interest rates to macroeconomic announcements*. *Journal of Monetary Economics*.
- Federal Reserve Bank of New York. (1993). *The Basics of Foreign Trade and Exchange*. Hentet fra http://www.dphu.org/uploads/attachements/books/books_3690_0.pdf
- Flatner, A. (2009, Mai 12). *Norske kroner ingen trygg havn*. Hentet fra https://static.norges-bank.no/globalassets/upload/publikasjoner/aktuell-kommentar/2009/aktuell-kommentar_03_09.pdf?v=03/09/2017122428&ft=.pdf
- Flatner, A., & Xu, H. (2015). *Hvilke nøkkeltall reagerer aktørene i valutamarkedet på?* Hentet fra https://www.norges-bank.no/contentassets/5b705406836c413c8a961be199b8df24/staff_memo_3_2015.pdf
- Frankel, J., & Rose, A. (1995). *Empirical research on nominal exchange rates*. *EconPapers*.
- Golub, S. (1983). Oil Prices and Exchange Rates. ss. 576-593.
- Granger, C. (1969). *Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods*. *Econometrica*.
- Granger, C. (1988). *Some recent development in a concept of causality*. *Journal of Econometrics*.
- Grytten, O., & Hunnes, A. (2016). *Krakk og kriser*. Cappelen Damm.
- Hansen, P., & Lunde, A. (2001, Mars 1). *A comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1) ?* Hentet fra https://www.bauer.uh.edu/rsusmel/phd/HansenLunde_Garch.pdf
- Hatemi, A., & Hacker, R. (2009). *Can the LR test be helpful in choosing the optimal lag order in the VAR model when information criteria suggest different lag orders?* Taylor & Francis Journals.
- Hegnar.no. (2018, April 12). *All-time high på Oslo Børs*. Hentet fra <https://www.hegnar.no/Nyheter/Boers-finans/2018/04/All-time-high-paa-Oslo-Boers>
- Hull, J. (2012). *Options, Futures, and other Derivatives* (Vol. 8). Pearson.
- Investopedia. (2018). *Skewness*. Hentet fra <https://www.investopedia.com/terms/s/skewness.asp>
- Investopedia. (2018). *Volatility*. Hentet fra <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp>
- Isachsen, A. J. (2001, November 13). *Euroen kommer*. Hentet fra <http://home.bi.no/fag87025/htm/euroen%20kommer2.htm>
- Johannesen, M. (2018, Oktober 11). Nordnet. *VIX Fear Index - Når børsene faller, stiger "fryktindeksen"*.
- Juselius, K. (2007). *The cointegrated VAR model: methodology and applications, Advanced texts in econometrics*. Oxford University Press.

- Kuzmenko, E. (2017). *The Success of Economic Policies in Russia: Dependence on Crude Oil vs. Export Diversification*. Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis.
- Lütkepohl, H. (1991). *Introduction to multiple time series*. International Journal of Forecasting.
- Lütkepohl, H. (2005). *Structural Vector Autoregressive Analysis for Cointegrated Variables*. Hentet fra <http://cadmus.eui.eu/bitstream/handle/1814/2817/ECO2005-2.pdf>
- Liew, V. (2004). *Which Lag Length Selection Criteria Should We Employ?* AccessEcon.
- Lin, J. (2008, Mai 27). *Notes on Testing Causality*. Hentet fra <http://faculty.ndhu.edu.tw/~jlin/files/causality.pdf>
- Lin, Y., & McCrae, M. (2012, Januar). *Evaluating the volatility forecasting performance of best fitting GARCH models in emerging Asian stock markets*. Hentet fra <https://ro.uow.edu.au/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://www.google.no/&httpsredir=1&article=9211&context=infopapers>
- Lind, J., & Johansen, M. (2016, Mai 31). *Hvilken GARCH-modell predikerer volatilitet best?* Hentet fra <https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/2407733/FIN3900%20-%20J%C3%B8rgen%20og%20Magnus.pdf?sequence=1>
- Lund, K. (2011). *Liquidity in the foreign exchange market for EUR/NOK*. Hentet fra https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/2558322/economic-commentaries_2011_3.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Mandelbrot, B. (1963). *The Variation of Certain Speculative Prices*. Hentet fra https://web.williams.edu/Mathematics/sjmiller/public_html/341Fa09/econ/Mandelbroit_VariationCertainSpeculativePrices.pdf
- Maziarz, M. (2015). *A review of the Granger-causality fallacy*. Diu Libertas.
- Norges Bank. (2018, September 20). *Endringer i styringsrenten*. Hentet fra <https://www.norges-bank.no/pengepolitikk/Styringsrenten/Styringsrenten-Oversikt-over-rentemoter-og-endringer-i-styringsrenten/>
- Norges Bank. (2018, Juli 12). *Ofte stilte spørsmål om pengepolitikk, inflasjon og styringsrenten*. Hentet fra <https://www.norges-bank.no/pengepolitikk/faq-pengepolitikk/>
- Norges Bank. (2018, September 1). *Valutahandelsstatistikk*. Hentet fra <https://www.norges-bank.no/Statistikk/Valutahandel/>
- NRK. (2015, Mars 19). *Holder styringsrenten uendret*. Hentet fra <https://www.nrk.no/norge/holder-styringsrenta-uendret-1.12268430>
- Oljedirektoratet. (2014). *Statens inntekter*. Hentet fra <https://www.norskpetroleum.no/okonomi/statens-inntekter/>

- Oslo Børs. (2018). *Nye aksjenoteringer*. Hentet fra <https://www.oslobors.no/Oslo-Boers/Notering/Aksjer-egenkapitalbevis-og-retter-til-aksjer/Nye-aksjenoteringer>
- Rao, B. (2005). *Estimating Short and Long Run Relationships: A Guide to the Applied Economist*. Hentet fra <http://econwpa.repec.org/eps/em/papers/0508/0508013.pdf>
- Ray, S. (2012). *Testing Granger Causal Relationship between Macroeconomic Variables and Stock Price Behaviour: Evidence from India*. Hentet fra <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.477.2779&rep=rep1&type=pdf>
- Regjeringen. (2018, Mars 2). *Ny forskrift for pengepolitikken*. Hentet fra <https://www.regjeringen.no/no/aktuelt/ny-forskrift-for-pengepolitikken/id2592551/>
- Rossi, E. (2009). *Impulse Response Functions*. Hentet fra http://economia.unipv.it/pagp/pagine_personali/erossi/dottorato_svar.pdf
- Sørum, J., & Trøstheim, S. (2017, Desember 20). *Hva skjer i boligmarkedet?* Hentet fra <https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/2486470/masterthesis.PDF?sequence=1&isAllowed=y>
- SNL. (2018, Juni 25). *Euro*. Hentet fra <https://snl.no/euro>
- SNL. (2018, Februar 20). *Valuta*. Hentet fra <https://snl.no/valuta>
- SSB. (2003, Mars 26). *Bør vi erstatte kronen med euro?* Hentet fra <https://www.ssb.no/bank-og-finansmarked/artikler-og-publikasjoner/bor-vi-erstatte-kronen-med-euro>
- SSB. (2014). *Virkninger på norsk økonomi av et kraftig fall i oljeprisen*. Hentet fra https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/artikler-og-publikasjoner/_attachment/180823?_ts=14662dc53a8
- SSB. (2018). *Bruttonasjonalprodukt*. Hentet fra <https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/faktaside/norsk-okonomi>
- StataCorp. (2012). *Introduction to vector error-correction models*. Hentet fra <https://www.stata.com/manuals13/tsvecintro.pdf>
- Stock, J., & Watson, M. (2001). *Vector Autoregressions*. Hentet fra <https://pubs.aeaweb.org/doi/pdfplus/10.1257/jep.15.4.101>
- The Telegraph. (2017, Mai 12). *What can impact currency exchange rates?* Hentet fra <https://www.telegraph.co.uk/financial-services/currency-exchange/international-money-transfers/determinants-of-exchange-rates/>
- Trading Economics. (2018, September 1). *Brent crude oil*. Hentet fra <https://tradingeconomics.com/commodity/brent-crude-oil>
- Universidad Carlos III de Madrid. (2008). *Heteroscedastic Models*. Hentet fra <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/kaiser/esp/doctorado/docto5.pdf>

Universitetet i Oslo. (2009, Mars). *Regler om normalfordelingen*. Hentet fra

<https://www.uio.no/studier/emner/sv/oekonomi/ECON2130/v10/Notat%20til%20kap%205.pdf>

University of Notre Dame. (2010, Januar). *Durbin-Watson Significance Tables*. Hentet fra

https://www3.nd.edu/~wevans1/econ30331/Durbin_Watson_tables.pdf

Wooldridge, J. (2015). *Introductory Econometrics*. CENGAGE Learning Custom Publishing.

Yahoo Finance. (2018). *CBOE Volatility Index*. Hentet fra

<https://finance.yahoo.com/quote/%5EVIX?p=%5EVIX>

16. Appendiks

16.1 Do-filer

OLS-resultatene

```
clear all
```

```
// Importerer datasettet
```

```
import excel "/Users/Admin/Documents/NHH - masteroppgave/Datasettet.xlsx",  
sheet("Sheet1") firstrow
```

```
// Forteller Stata/SE 15.1 at vi opererer med tidsserier
```

```
gen t = ym(2008,1)+_n-1
```

```
tsset t, format(%tmY:m)
```

```
// Sjekker om vi har stasjonære variabler
```

```
dfuller Volatilitet
```

```
dfuller Renteendring
```

```
dfuller Eurosonen
```

```
dfuller Oljepris
```

```
dfuller VIX
```

```
dfuller Netvol
```

```
dfuller L.Volatilitet
```

```
dfuller Inflasjon
```

```
dfuller OSEBX
```

```
dfuller Styringsrenten
```

```
dfuller AKU
```

```
dfuller ABS_Oljepris
```

```
dfuller ABS_Netvol
```

```
dfuller ABS_Inflasjon
```

```
dfuller ABS_AKU
```

```
dfuller Delta_Indprod
```

```
dfuller Delta_OSEBX
```

dfuller ABS_EURUSD
dfuller Rentemøte
dfuller Sesongvariasjon
dfuller Delta_Oljepris
dfuller Delta_Inflasjon
dfuller Renteendring1
dfuller Delta_EURUSD
dfuller Bruvol
dfuller ABS_Bruvol
dfuller Ny_Eurosonen
dfuller Ny_Eurosonen1

// Kjører regresjon 1

reg Volatilitet Renteendring Eurosonen ABS_Oljepris Netvol VIX L1.Volatilitet, robust

// Tester for multikollinearitet i regresjon 1

vif

// Tester for autokorrelasjon i regresjon 1

estat durbinalt, robust force

// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 1

predict res1, resid

sktest res1

// Kjører regresjon 2

reg Volatilitet Renteendring Eurosonen Netvol VIX ABS_OSEBX ABS_AKU

L1.Volatilitet, robust

// Tester for multikollinearitet i regresjon 2

vif

// Tester for autokorrelasjon i regresjon 2

estat durbinalt, robust force

// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 2

predict res2, resid

sktest res2

// Kjører regresjon 3

```
reg Volatilitet Styringsrenten Renteendring ABS_Oljepris VIX Netvol ABS_EURUSD
```

```
L1.Volatilitet, robust
```

```
// Tester for multikollinearitet i regresjon 3
```

```
vif
```

```
// Tester for autokorrelasjon i regresjon 3
```

```
estat durbinalt, robust force
```

```
// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 3
```

```
predict res3, resid
```

```
sktest res3
```

```
// Kjører regresjon 4
```

```
reg Volatilitet Styringsrenten Renteendring ABS_Oljepris ABS_Netvol ABS_Inflasjon VIX
```

```
L1.Volatilitet, robust
```

```
// Tester for multikollinearitet i regresjon 4
```

```
vif
```

```
// Tester for autokorrelasjon i regresjon 4
```

```
estat durbinalt, robust force
```

```
// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 4
```

```
predict res4, resid
```

```
sktest res4
```

```
// Kjører regresjon 5
```

```
reg Volatilitet Renteendring Rentemøte Sesongvariasjon VIX Delta_Oljepris
```

```
Delta_Inflasjon VIX L1.Volatilitet, robust
```

```
// Tester for multikollinearitet i regresjon 5
```

```
vif
```

```
// Tester for autokorrelasjon i regresjon 5
```

```
estat durbinalt, robust force
```

```
// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 5
```

```
predict res5, resid
```

```
sktest res5
```

```
// Kjører regresjon 6
```

```
reg Volatilitet Styringsrenten Renteendring1 VIX ABS_Oljepris Delta_EURUSD Bruvol
ABS_Bruvol L1.Volatilitet, robust
```

```
// Tester for multikollinearitet i regresjon 6
```

```
vif
```

```
// Tester for autokorrelasjon i regresjon 6
```

```
estat durbinalt, robust force
```

```
// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 6
```

```
predict res6, resid
```

```
sktest res6
```

```
// Kjører regresjon 7
```

```
reg Volatilitet Ny_Eurosonen Ny_Eurosonen1 Styringsrenten ABS_Oljepris Renteendring
VIX Netvol Delta_Indprod L1.Volatilitet, robust
```

```
// Tester for multikollinearitet i regresjon 7
```

```
vif
```

```
// Tester for autokorrelasjon i regresjon 7
```

```
estat durbinalt, robust force
```

```
// Tester for normalfordelte feilledd i regresjon 7
```

```
predict res7, resid
```

```
sktest res7
```

VAR-modellen + Granger-kausaltet

```
clear all
```

```
// importerer filen
```

```
import excel "\\Penny\Stud$\xxxxxxx\System\xxxxxxx\Datasettet.xlsx", sheet("Sheet1")
```

```
firstrow
```

```
// tidsserier
```

```
gen t = ym(2008,1)+_n-1
```

```
tsset t, format(%tmY:m)
```

```
// log-variabler
```

```
gen logVolatilitet = ln(Volatilitet)
```

```
gen logOljepris = ln(Oljepris)
gen logVIX = ln(VIX)

// lage førstedifferanse-variabler
gen d1logVolatilitet = d1.logVolatilitet
gen d1logOljepris = d1.logOljepris
gen d1logVIX = d1.logVIX

// tester stasjonaritet
dfuller d1logVolatilitet
dfuller d1logOljepris
dfuller d1logVIX

// estimerer VAR-modellen med optimalt antall lags og frihetsgradskorreksjon
varsoc d1VIX d1Volatilitet d1Oljepris
var d1VIX d1Volatilitet d1Oljepris, dfk lags(4)

// sjekker stabiliteten til VAR-modellen
varstable, graph

// Lagrange-multiplier-test for autokorrelasjon
varlmar, mlag(4)

// Granger-kausalteten
vargranger

VEC-modellen
clear all

// importerer filen
import excel "\\Penny\Stud$\xxxxxxx\System\xxxxxxx\Datasettet.xlsx", sheet("Sheet1")
firstrow

// lage tidsserier
```

```
gen t = ym(2008,1)+_n-1
tsset t, format(%tmY:m)

// lage log-variabler
gen log_Volatilitet = ln(Volatilitet)
gen log_Oljepris = ln(Oljepris)
gen log_VIX = ln(VIX)
gen log_OSEBX = ln(OSEBX)

// teste stasjonaritet
dfuller log_Volatilitet
dfuller log_Oljepris
dfuller log_VIX
dfuller log_OSEBX

// lags
varsoc log_Volatilitet log_OSEBX log_VIX log_Oljepris

// Johansens test for kointegrasjon
vecrank log_Volatilitet log_OSEBX log_VIX log_Oljepris, lags(3)

// Vector Error Correction Model, VECM
vec log_Volatilitet log_Oljepris log_VIX log_OSEBX, trend(constant) rank(2) lag(3)

// Stabilitet
vecstable, graph

// Lagrange-multiplier
veclmar

// Linearitetstest
test ([D_log_Volatilitet]: LD.log_VIX L2D.log_VIX)
test ([D_log_Volatilitet]: LD.log_OSEBX L2D.log_VIX)
test ([D_log_Volatilitet]: LD.log_VIX L2D.log_VIX)
```

// Teste residualer
 predict r, resid
 hist r
 qnorm r

16.2 Tabeller

Tabell 1.1: Utskrift av Dickey-Fuller-tester for enhetsrot for utvalgte variabler

dfuller Volatilitet

Dickey-Fuller test for unit root

	Test statistic	1 % Critical Value	5% Critical Value	10 % Critical Value
Z(t)	-3,131	-3,504	-2,889	-2,579

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0,0310

dfuller log_Volatilitet

Dickey-Fuller test for unit root

	Test statistic	1 % Critical Value	5% Critical Value	10 % Critical Value
Z(t)	-2,762	-3,504	-2,889	-2,579

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0,0619

Tabell 1.2: Utskift av VIF-test for multikollinearitet

Regresjon 1

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	3,19	0,313389
Eurosonen	2,13	0,468558
L.Volatilitet	1,90	0,52751
ABS_Oljepris	1,36	0,733837
Renteendring	1,18	0,84568
Netvol	1,08	0,924277
Mean VIF	1,81	

Regresjon 4

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	2,99	0,334729
Styringsrenten	1,87	0,534543
L.Volatilitet	1,83	0,547056
ABS_Oljepris	1,36	0,737610
Renteendring	1,20	0,830453
ABS_Netvol	1,10	0,908329
ABS_Inflasjon	1,06	0,944683
Mean VIF	1,63	

Regresjon 2

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	3,86	0,258865
L.Volatilitet	2,09	0,478543
Eurosonen	2,00	0,500599
Delta_OSEBX	1,41	0,709646
Renteendring	1,18	0,846761
Netvol	1,07	0,931668
ABS_Sysselsetting	1,04	0,964349
Mean VIF	1,81	

Regresjon 5

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	1,87	0,535043
L.Volatilitet	1,63	0,615185
Renteendring	1,33	0,750540
Rentemøte	1,24	0,808131
Delta_Oljepris	1,15	0,869507
Sesongvariasjon	1,03	0,973676
Delta_Inflasjon	1,03	0,975357
Mean VIF	1,32	

Regresjon 3

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	3,04	0,329251
Styringsrenten	1,87	0,535841
L.Volatilitet	1,80	0,555137
ABS_EURUSD	1,55	0,647129
ABS_Oljepris	1,54	0,650157
Renteendring	1,18	0,845236
Netvol	1,07	0,937066
Mean VIF	1,72	

Regresjon 6

VIF		
Variable	VIF	1/VIF
VIX	2,77	0,361598
L.Volatilitet	2,11	0,473307
Styringsrenten	1,92	0,521210
ABS_Oljepris	1,45	0,689787
Renteendring1	1,25	0,801941
Delta_EURUSD	1,24	0,804599
Bruvol	1,08	0,923294
ABS_Bruvol	1,07	0,937796
Mean VIF	1,61	

Regresjon 7

VIF

Variable	VIF	1/VIF
VIX	3,04	0,328421
Styringsrenten	1,87	0,534545
L.Volatilitet	1,84	0,544655
ABS_Oljepris	1,41	0,707136
Ny_Eurosonen	1,32	0,758751
Renteendring	1,21	0,827856
Ny_Eurosonen1	1,20	0,831363
Netvol	1,13	0,886374
Delta_Indprod	1,07	0,934883
Mean VIF	1,63	

Tabell 1.3: Utskrift av Durbins alternative test for autokorrelasjon

Regresjon 1

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.006	(1, 117)	0.9403

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 2**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.262	(1, 110)	0.6096

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 3**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.000	(1, 110)	0.9880

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 4**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	1.580	(1, 110)	0.2114

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 5**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.056	(1, 110)	0.8133

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 6**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.066	(1, 109)	0.7976

 H_0 : No serial correlation**Regresjon 7**

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags(p)	F	df	Prob > F
1	0.128	(1, 108)	0.7208

 H_0 : No serial correlation

Tabell 1.4: Utskrift av Jarque-Bera-testen for normalfordelte feilledd

Regresjon 1

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res1	119	0.5755	0.1026	3.04	0.2183

Regresjon 2

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res2	119	0.5369	0.9854	0.39	0.8246

Regresjon 3

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res3	119	0.7519	0.0968	2.92	0.2323

Regresjon 4

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res4	119	0.0526	0.0630	6.72	0.0547

Regresjon 5

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res5	119	0.0813	0.5082	3.55	0.1691

Regresjon 6

Skewness/Kurtosis tests for Normality

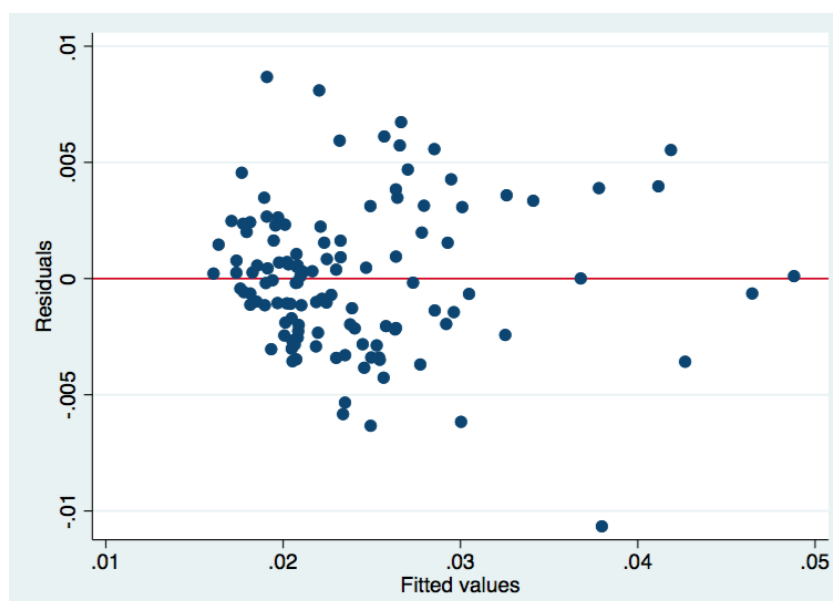
Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res6	119	0.0053	0.1232	8.96	0.0113

Regresjon 7

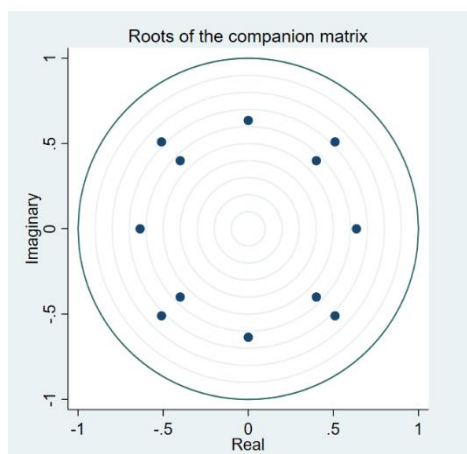
Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	joint	
				adj chi2(2)	Prob>chi2
res7	119	0.5268	0.1630	2.40	0.3016

16.3 Figurer



Figur 1.1 - Residualplot fra regresjon 1



Figur 1.2 - Enhets sirkel

Eigenvalue	Modulus
.5097613 + .5097613i	.720911
.5097613 - .5097613i	.720911
-.5097613 + .5097613i	.720911
-.5097613 - .5097613i	.720911
-.6356065	.635606
.6356065	.635606
-9.923e-16 + .6356065i	.635606
-9.923e-16 - .6356065i	.635606
-.3997635 + .3997635i	.565351
-.3997635 - .3997635i	.565351
.3997635 + .3997635i	.565351
.3997635 - .3997635i	.565351

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.

Figur 1.3 - Egenverdier

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
d1Volatilitet						
d1Volatilitet L4.	-.3085177	.1030676	-2.99	0.003	-.5105264	-.106509
d1Oljepris						
d1Oljepris L4.	.0001295	.0000673	1.93	0.054	-2.35e-06	.0002613
d1VIX						
d1VIX L4.	.0002324	.0001078	2.16	0.031	.0000211	.0004438
_cons	.0001309	.0004088	0.32	0.749	-.0006704	.0009322
d1Oljepris						
d1Volatilitet L4.	-163.8773	155.6659	-1.05	0.292	-468.9768	141.2223
d1Oljepris L4.	-.1585463	.1015849	-1.56	0.119	-.3576491	.0405565
d1VIX L4.	-.0016564	.1628568	-0.01	0.992	-.3208499	.317537
_cons	-.5663818	.6174578	-0.92	0.359	-1.776577	.6438132
d1VIX						
d1Volatilitet L4.	-72.03683	102.8688	-0.70	0.484	-273.6559	129.5823
d1Oljepris L4.	.2837601	.0671304	4.23	0.000	.1521869	.4153333
d1VIX L4.	.2580166	.1076207	2.40	0.017	.0470838	.4689493
_cons	.0532228	.4080349	0.13	0.896	-.746511	.8529566

Figur 1.4 - Utskrift fra VAR-modellen

Autokorrelasjon for VAR-modellen

Lagrange-multiplier test

lag	chi2	df	Prob > chi2
4	4.1195	9	0.90337

H0: no autocorrelation at lag order

Figur 1.5 – Test for autokorrelasjon

Autokorrelasjon for VEC-modellen

lag	chi2	df	Prob > chi2
1	11.4894	16	0.77832
2	23.7403	16	0.09533
3	16.6499	16	0.40859

H0: no autocorrelation at lag order

Figur 1.6 – Test for autokorrelasjon