

Jonathan Santi Nagy Gaye

Den norske kronen og hva som påvirket kronekursen i tidsperioden 2005-2020

Masteroppgave i Finansiell Økonomi

Veileder: Kåre Johansen

Medveileder: Gunnar Bårdsen

Juni 2021

Jonathan Santi Nagy Gaye

Den norske kronen og hva som påvirket kronekursen i tidsperioden 2005-2020

Masteroppgave i Finansiell Økonomi
Veileder: Kåre Johansen
Medveileder: Gunnar Bårdsen
Juni 2021

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Fakultet for økonomi
Institutt for samfunnsøkonomi



Kunnskap for en bedre verden

Forord

Denne masteravhandlingen er skrevet som avslutning av mine studier i finansiell økonomi ved Handelshøyskolen NTNU. Prosessen med å skrive oppgaven har vært utfordrende og lærerik. Jeg har fått anvende kunnskapene som jeg har opparbeidet meg fra bachelorstudiene ved Handelshøyskolen BI og deretter masterstudiet ved NTNU. I tillegg til å bruke kunnskap fra disse studiene har oppgaven også gitt meg dypere forståelse av økonometri og finans.

Jeg vil gjerne takke Professor Gunnar Bårdsen og Professor Kåre Johansen ved Institutt for samfunnsøkonomi ved Handelshøyskolen NTNU for verdifull veiledning gjennom prosessen. Takk rettes også til Dr. Farooq Akram ved Norges Bank, for å besvare mine spørsmål. Videre ønsker jeg å takke familie, venner og medstudenter for hyggelig støtte.

Sammendrag

Formålet med denne besvarelsen er å undersøke i hvilke grad utvalgte nøkkelfaktorer påvirker den norske kronekursen, og hvorvidt modellene Akram (2020) foreslår kan brukes til å forklare endringer i kronekursen. Datagrunnlaget som brukes i analysene dekker perioden 2005 til 2020, og er sammenstilt fra forskjellige offentlige kilder, hvorav de viktigste er Bloomberg Terminal og Norges Bank.

Diskusjonen av valutahandel og valutateori omfatter aspekter ved nøkkelfaktorene som ansees å påvirke valutakursen. Her inngår effekter av ulike rentetyper, oljeprisen som finansiell aktiva, samt geopolitisk risiko. Den grafiske tolkningen av disse variablene gjennom tidsserien viser: en jevn svekkelse av den norske kronen fra 2014 av; en sterk reduksjon i oljeprisen i 2008, 2016 og 2020; en reduksjon av både den korte og langsiktige norske og utenlandske pengemarkedsrenten fra 2008 til 2020; og økende geopolitiske risikoindekser gjennom perioden.

Den videre bearbeidelsen av data er utført i to tidsserie modeller kalt modell 1 og 2, som er basert på Akram (2020). Datagrunnlaget er karakterisert gjennom forskjellige analyser, deriblant en En-liknings Johansen modell, antall tidsforskyvninger, grafisk analyse og rekursiv analyse. Forskjellen mellom de to modellene, er at det i modell 2 er lagt inn ekstra usikkerhetsfaktorer: geopolitisk risiko, samt oljeprisfaktorer som etterspørsel, tilbud, residualet til oljeprisen og volatilitetsindekser. Selv med disse faktorene, viser analyseresultatet ingen vesentlige forskjeller mellom de to modellene. Ut fra dette antas at modell 2 ikke er sensitiv nok til å reagere på disse faktorene. Separate prognoser gitt av de to modellene viser påfallende likhet.

Utprøving av modellene viser at flere av variablene ikke har signifikante effekter på kronekursen. Hvis man ser bort ifra signifikansnivå er resultatene sammenlignbare med resultatene til Akram (2020). Når det gjelder hvorvidt modellene kan forklare kronekursen, gir prognosene forholdsvis lovende resultater.

Abstract

The purpose of this study is to examine the extent to which selected key factors affect the Norwegian krone exchange rate, and whether the models proposed by Akram (2020) can be used to explain changes in the krone exchange rate. The database used in these analyses covers the period 2005 to 2020, and is compiled from various public sources, the most important of which are Bloomberg Terminal and Norges Bank.

The discussion of currency trading and currency theory includes aspects of the key factors that are considered to influence the exchange rate. This includes the effect of different types of interest rates, the oil price as financial assets, and geopolitical risk. The graphical interpretation of these variables throughout the time series shows: a steady weakening of the Norwegian krone from 2014 onwards; a sharp reduction in oil prices in 2008, 2016 and 2020; a reduction in both the short- and long-term Norwegian and foreign money market interest rates from 2008 to 2020; and rising geopolitical risk indices throughout the period.

The further processing of data is performed in two time series models called model 1 and 2, which are based on Akram (2020). The data base is characterized through various analyzes, including a single equation Johansen model, number of time lags, graphical analysis and recursive analysis. The difference between the two models is that in model 2, additional uncertainty factors such as geopolitical risk are included, as well as oil price factors such as demand, supply, the residual of the oil price and volatility indices. Even with these factors included, the analysis result shows no significant differences between the two models. Based on this it is assumed that model 2 is not sensitive enough to respond to these factors. Separate forecasts given by the two models shows striking similarities.

Testing of the models shows that several of the variables do not have significant effects on the Norwegian krone exchange rate. If one disregards the level of significance, the results are comparable to the results in Akram (2020). Regarding whether the models can explain the krone exchange rate, the forecasts give relatively promising results.

Innhold

Forord.....	i
Sammendrag	ii
Abstract	iii
Innhold	iv
Figurer.....	vii
Tabeller	viii
Forkortelser	viii
1 Innledning.....	1
1.1 Problemstilling.....	1
1.2 Anvendelse av faglitteratur i oppgaven.....	2
1.3 Avgrensninger og forutsetninger.....	2
1.4 Oppgavens struktur.....	3
2 Valutahandel.....	4
2.1 Valutamarkedet.....	4
2.2 Kort om valutahandelens historie	4
2.3 Valutateori	5
2.3.1 Forholdet mellom nominelle renter, realrenter og inflasjon	5
2.3.2 Kjøpekraftsparitet	6
2.3.3 Renteparitet	7
2.3.4 Udekket renteparitet.....	7
2.3.5 Dekket renteparitet.....	8
2.4 Tidligere forskning på emnet.....	8
2.4.1 Råvarevalutaer	8
2.4.2 Oljeprisens påvirkning på valutakurser	8
2.4.3 Olje som finansiell aktiva	10
2.4.4 Oljepris og geopolitisk risiko.....	11

2.4.5	Skiftende sammenheng mellom valutakurs og oljeprisen	11
3	Metode	13
3.1	Modell for den norske kronen	13
3.2	Typiske feilkilder i tidsserieøkonometri.....	14
3.2.1	Seriekorrelasjon	14
3.2.2	Multikollinearitet	14
3.2.3	Heteroskedastisitet	14
3.2.4	Antall lags basert på informasjonskriteriene AIC, BIC og HQ	15
3.2.5	Enhetsrøtter	15
3.3	Augmented Dickey-Fuller test.....	17
3.4	Johansen-metoden	17
3.5	Johansen En-likning	18
3.6	Bedømmning av kvaliteten til prognosene	19
4	Datamateriale.....	20
4.1	Valutakursutviklingen i Norge	20
4.2	Oljeprisen.....	22
4.2.1	Oljeprisfaktorer	23
4.3	Renter.....	24
4.3.1	Pengemarkedsrente i Norge	24
4.3.2	Utenlandsk pengemarkedsrente	25
4.3.3	Grafisk fremstilling av rentene	26
4.4	Volatilitetsindekser.....	27
4.5	Mål på geopolitisk risiko	29
4.6	Enhetsrøtter (Unit root)	31
5	Resultater.....	32
5.1	En-liknings Johansen.....	32
5.2	Kointegrert VAR analyse	32

5.3	Kointegrert VAR og FIML modell 1	33
5.3.1	Prognose fra modell 1	35
5.4	Kointegrert VAR og FIML modell 2	36
5.4.1	Prognose fra modell 2	39
6	Diskusjon av resultatene	40
7	Konklusjon.....	43
8	Referanser.....	45
8.1	Litteraturliste	45
8.2	Datakilder	47
	Appendiks.....	49
9	Multivariat system Johansen	50
10	Alternativ En-likningsanalyse	51
10.1	MODELL 1.....	51
10.1.1	Antall tidsforskyvninger (lags) i modell 1	52
10.1.2	Grafisk analyse av modell 1	52
10.1.3	Recursive analyse av modell 1	54
10.1.4	Recursive grafisk analyse av modell 1	54
10.1.5	Dynamisk analyse	56
10.1.6	Feilspesifikasjonstesting.....	58
	AR test:.....	58
	ARCH Test:.....	58
	Heteroskedastisitetstest:	58
	Reset ²³ test:	59
10.1.7	Langsiktig løsning for LNEER i modell 1	59
10.1.8	Prognose basert på modell 1.....	59
10.2	MODELL 2.....	61
10.2.1	Antall tidsforskyvninger (lags) i modell 2	61

10.2.2	Grafisk analyse av modell 2	61
10.2.3	Recursive analyse for modell 2	62
10.2.4	Recursive grafisk analyse av modell 2	63
10.2.5	Dynamisk analyse	64
10.2.6	Feilspesifikasjonstesting.....	64
10.2.7	Langsiktig løsning for LNEER i modell 2	65
10.2.8	Prognose basert på modell 2.....	66

Figurer

Figur 1: Teoretiske sammenheng mellom oljepris og valutakurs (etter Beckmann et al. 2017).	9
Figur 2: Formue- og portefølje-effekt når oljeprisen øker i det oljeproduserende land (etter Beckmann et al. 2017).	10
Figur 3: Plott over NEER indeksen i perioden 2005 til 2020 basert på data hentet fra Norges Bank 2021. Grafen viser at den norske kronen mot sine hoved handelspartnere har styrket seg fra 2009 frem til 2013 deretter svekket seg fra 2013 og frem til 2020 hvor den igjen har begynt å styrke seg noe.....	21
Figur 4: Historisk utvikling i oljeprisen OP (per fat BRENT Crude olje i dollar) i perioden 2005 til 2020 basert på data hentet fra Bloomberg.....	22
Figur 5: Historisk utvikling av faktorene: etterspørsel (OPDEM), tilbud (OPSUP) og residual (OPRES) som påvirket oljeprisen i perioden 2005 til 2020. Data innhentet fra New York Fed's Oil Price Dynamics report.	24
Figur 6: Plott over den kortsiktige (I1, 1-års) norske innenlandsrenten og den kortsiktige (IF1, 1-års) utenlandske interbankrenteindeksen. Tallmaterialet er hentet fra Bloomberg.....	26
Figur 7: Plott over den langsiktige norske innenlandsrenten (I10, 10-års) og den langsiktige utenlandske interbankrenteindeksen (IF10, 10-års). Tallmaterialet er hentet fra Bloomberg.	27
Figur 8: Plott over den historiske utviklingen til volatilitetsindekser i perioden fra 2005 til 2020 basert på data innhentet fra Bloomberg.....	29
Figur 9: Plott over den historiske utviklingen til de to geopolitiske risikoindeksene GPR (Geopolitical Risk Index) og GEPU (Global Economic Policy Uncertainty Index).....	30

Figur 10: Diagram for kointegrasjonsvektoren til FIML modell 1 i perioden fra 2005 til 2020.	33
Figur 11: FIML modell 1 som viser prognosen av DLNEER fra oktober 2019 til og med oktober 2020. Den røde linjen viser de faktisk observerte verdiene til DLNEER, mens den blå linjen er prognosen. Det turkise feltet viser standardavviket i området for prediksjon.	35
Figur 12: Diagram for kointegreringsfaktoren av FIML modell 2 i perioden fra 2005 til 2020.	36
Figur 13: FIML modell 2 som viser utviklingen av DLNEER fra oktober 2019 til og med oktober 2020. Den røde linjen viser de faktisk observerte verdiene til DLNEER, mens den blå linjen er prognosen. Det turkise feltet viser standardavviket i området for prediksjon.	39

Tabeller

Tabell 1: Augmented Dickey-Fuller testen av stasjonaritet av variablene. Forkortelser er forklart i teksten.....	31
Tabell 2: Resultater for DLNEER fra FIML modell 1.....	34
Tabell 3: Verdiene fra prognosene for FIML modell 1.....	35
Tabell 4: Resultatet fra FIML for DLNEER av modell 2.....	37
Tabell 5: Verdiene fra prognosene for FIML modell 2.....	39

Forkortelser

ADF	Augmented Dickey-Fuller test
AIC	Akaike information criteria
AR	Autoregressive model
BIC	Bayesian information criterion
BNP	Bruttonasjonalprodukt
CBOE	Chicago Board Options Exchange
CIa	Cointegration vector
CVIX	Currency VIX
DLNEER	Differential Logarithmic NEER
ECM	Error correction model, Feilkorrigeringsmodell
Eikon	Thomson Reuters Eikon
FIML	Full Information Maximum Likelihood
GEPU	Global Economic Policy Uncertainty
GPR	Geopolitical Risk Index
HQ	Hannan-Quinn information criterion
IRPT	Interest Rate Parity Theorem

MAPE	Mean Absolute Percentage Error
NEER	Nominal Effective Exchange Rate index. I-44 index.
NIBOR	Norwegian Inter Bank Offered Rate
NOK	Norske kroner
NTNU	Norges Teknisk-Naturvitenskapelige Universitet
OLS	Ordinary Least Squares
PPP	Purchasing Power Parity
RMSE	Root Mean Square Error
SD	Standard Deviation
SSB	Statistisk sentralbyrå
USD	Amerikanske dollar
VAR	Vector autoregression
VECM	Vector Error Correction Model
S&P	Standard and poors index
FMOLS	Fully Modified Ordinary Least Squares

1 Innledning

1.1 Problemstilling

I denne masteroppgaven ønsker jeg å vurdere forholdene som påvirker den norske kronekursen. Det er en rekke av slike faktorer, men effekten av disse antas å være svært forskjellig. I oppgaven tar jeg utgangspunkt i en modell utviklet av Farooq Q. Akram ved Norges Bank, slik den er beskrevet i artikkelen «*Oil price drivers, geopolitical uncertainty and oil exporters' currencies*» (Akram 2020). Målet er å anvende Akrams metodikk på mitt datasett.

I analysen til Akram undersøkes det empiriske forholdet mellom faktorene: kortsiktige og langsiktige renter, oljeprisen, oljeprisfaktorer, geopolitisk risiko, volatilitets indekser, og valutakursene til oljeeksporterende land. Akram sammenligner både den norske og den kanadiske valutakursen, da både Norge og Canada er oljeeksporterende land. Jeg planlegger å fokusere på den norske valutakursen og vil prøve å replikere Akram sin modell hvor valutakursen modelleres som en funksjon av faktorene som er nevnt ovenfor. Perioden jeg skal se nærmere på er fra 01.01.2005 frem til 31.12.2020 noe som er forskjellig fra Akram som studerer tidsperioden fra 2010 til 2018 men jeg tar sikte på å utvikle en tilsvarende analysemodell. Det vil være interessant å benytte ett datasett som også inkluderer tidsperioden for finanskrisen i 2008-2009 og også koronakrisen som oppstod i mars 2020, for å se hvordan disse krisene påvirker resultatet.

Problemstillingen blir dermed å undersøke om de to modellene til Akram (2020) forklarer valutakursen i perioden mine data dekker. Dette tar sikte på å etterprøve funnene i Akrams rapport, hvor resultatene peker på at dersom faktorene etterspørsel og tilbud forårsaker en økning i oljeprisen, vil de respektive oljeeksporterende valutaene styrke seg, mens det kan se ut som at økt geopolitisk usikkerhet som fører til økte oljepriser, potensielt svekker oljeeksporterende lands valuta.

Jeg vil også prøve å lage prognoser basert på modellene for å se hvordan resultatet av disse blir, med sikte på om disse modeller kan bidra til å forutsi hvordan utviklingen i kronekursen blir fremover. Til slutt vil jeg også bruke prognosene til å bedømme kvaliteten på modellene, slik at man kan se hvilke av modellene som forklarer utviklingen i kronekursen best.

1.2 Anvendelse av faglitteratur i oppgaven

Jeg vil først gi en kort beskrivelse av valutahandelens historie etterfulgt av mekanismene som ligger bak valutaprisning. Deretter trekker jeg frem forskning som er gjort på forhold som påvirker råvareeksporterende lands valuta.

Hva som påvirker den norske krone er ett tema det har blitt forsket mye på. Jeg har valgt å ha hovedfokus på forskning gjort av Farooq Q. Akram (Norges Bank) når det gjelder den norske kronen spesifikt. Jeg trekker også linjer til annen forskning gjort på hvilke risikofaktorer som påvirker valutasvingninger, deriblant volatilitet, geopolitikk og oljepris.

For den empiriske vurderingen av tallmaterialet benytter jeg en såkalt En-liknings Johansen modell (Johansen, 1988; Banerjee et al. 1994), som er en feilkorrigeringsmodell for å se om det er noen sammenheng mellom valutautviklingen og de forskjellige variabler i modellen jeg benytter.

1.3 Avgrensninger og forutsetninger.

Min analyse baserer seg på tidsperioden fra 2005 og frem til 31.12.2020. Akkurat denne perioden ble valgt fordi det har vist seg vanskelig å fremskaffe data utover dette tidsrom. Det er Bloomberg Terminal, som ansees som en av de mest profesjonelle og troverdige kildene for finansielle data. Denne ble brukt som hovedkilde i Akrams (2020) artikkel. Denne kilden er ikke tilgjengelig på NTNU, og alternativet ble da å hente data fra Thomson Reuters Eikon (Eikon) som jeg har fått tilgang til via biblioteket på NTNU Handelshøyskolen. Dette gav meg muligheten til å fremskaffe ett datasett med månedlige data på en del av produktene som Akram hadde brukt i sin analyse, men ikke alle da studentutgaven av Eikon ikke har priser på en rekke indekser og rentebytteavtaler (renteswapper).

Jeg tok derfor kontakt med Handelshøyskolen BI Oslo sitt bibliotek med forespørsel om jeg kunne få bruke deres Bloomberg terminal til å hente ut data. Det fikk jeg anledning til, så jeg har endt opp med å bruke ett datasett som er nesten identisk med det som Akram har brukt dog med en større tidsperiode.

Akrams (2020) artikkel omfatter både den canadiske og den norske valutaen, men jeg velger å kun å fokusere på den norske, og bruker litt forskjellige variabler enn Akram på de norske rentene da det var flere manglende observasjoner i den halvårlige renteswappen for NIBOR (som er nærmere beskrevet i 4.3). Jeg har også brukt tall fra Bloomberg på de lange rentene, mens Akram har brukt tall fra Thomson Reuters Eikon (nærmere beskrevet i 4.3).

Planen var først å gjøre de samme analysene som i artikkelen til Akram hvor han har brukt en fully modified OLS (FMOLS), men jeg innså etter hvert at dette ville være for omfattende. Jeg bestemte meg derfor for å gjøre en såkalt En-liknings Johansen, som på norsk er kalt en variabel modell. Ulempen ved denne er at man ikke kan predikere lenger fremover i tid enn det man har observasjoner for. Til forskjell fra for eksempel en fler-likning modell (Multiple equation modell) eller en VECM (Vector error correction model) som kunne predikere hvordan variablene ville utvikle seg fremover i tid. Jeg forsøkte å gjøre dette, men fikk mange feilspesifikasjons, heteroskedastisitet og autokorrelasjon, derfor kom jeg frem til at det var mer resultatorientert og gå videre med en En-likningsmodell.

1.4 Oppgavens struktur

I kapittel 2 presenteres valutahandelens historie og teori for valutakursbestemmelse, dette velger jeg å ha med fordi det er relevant for å beskrive markedene som valuta handles i og mekanismene som ligger bak prisingen. Kapittel 3 gjør rede for metodene som er brukt i oppgaven hvor sentrale punkter er modell for den norske kronen, feilkilder og Johansen En-likning. Kapittel 4 tar for seg datamaterialet som benyttes og beskriver utviklingen i de forskjellige variablene over perioden jeg ser på. Jeg forklarer også hvordan jeg har bearbeidet renteindeksene jeg benytter. I kapittel 5 presenterer jeg resultatene jeg har funnet, mens kapittel 6 er diskusjon av resultatene og hvordan de kan knyttes mot den eksisterende litteraturen. Kapittel 7 er konklusjonen som kan fattes ut ifra funnene i resultatene.

2 Valutahandel

2.1 Valutamarkedet

Valutamarkedet er det marked hvor lands valuta handles, og det ansees for å være det største finansielle markedet globalt. Det er ikke sentralisert, så det er ett såkalt «over-the-counter» marked som vil si at det ikke er en formell markeds plass der aktørene møtes for å handle med hverandre. Isteden er aktørene i markedet lokalisert i de store bankene og lignende finansinstitusjonene rundt omkring i verden. Markedet fungerer ved at aktørene handler med hverandre slik at markedet selv finner enn likevekt i de forskjellige valutakursene. Det finnes mange forskjellige aktører i valutamarkedet, og noen av hovedaktørene er beskrevet nedenfor etter Hiller et al. (2013).

- Sentralbankene og nasjonale myndigheter: Disse aktørene prøver i stor grad å påvirke markedet etter sine lands politikk og sentralbankenes mandat. De påvirker valutakursene med penge- og finanspolitiske virkemidler ved for eksempel rentepolitikken, og for Norges tilfelle pengepolitiske virkemidler som opprettholdelsen av handlingsregelen, noe som kan ha en stor effekt på den norske økonomien og valutakursen.
- Private finansinstitusjoner: De handler både for egen bok og sine kunder. De driver også handel seg imellom i interbankmarkedet og valutasikring for sine egne og kundenes posisjoner.
- Selskaper som driver med handel over landegrensler: Dette kan være selskaper som handler internasjonalt og/eller driver med import og eksport og dermed ønsker å veksle valuta, siden handler gjennomføres i forskjellige valutaer.
- Spekulanter (tradere) som prøver å tjene penger på bevegelsene i valutakurser.

2.2 Kort om valutahandelens historie

Valutahandel, som beskrevet av Saunders & Cornett (2012), har pågått så lenge det har vært behov for å kunne handle og investere over landegrensler. På 1800-tallet ble valutahandel gjort ved hjelp av gull-standard mot de forskjellige valutaene, og systemet baserte seg på det at utstederne av valuta garanterte for at man til enhver tid kunne få vekslet inn valutaer til gull. Dette regimet ble brukt frem til 1939-1945 hvor Storbritannia, som var en av de store på internasjonal handel og fulgte gull-standard, ble nødt til å bruke sin nasjonalbanks gullreserver på å kjøpe våpen og ammunisjon for krigføring.

Etter annen verdenskrig innså britene at det var upraktisk å gå tilbake til gull-standarden. Fra 1944 til 1971 var det Bretton Woods-avtalen som gjaldt, og den gikk i korte trekk ut på at man satte valutakursene innenfor en viss ratio mot hverandre, og sentralbankene grep inn hvis kursene falt utenfor den vekslingsratioen man hadde satt. Denne avtalen førte til at de store internasjonale handelsvalutaene som Amerikanske dollar og Britiske pund styrket seg (appresierte) mens mindre valutaer som Tyske mark svekket seg i verdi (depresierte). Denne virkningen førte til det man kaller «dollarization» hvor flere land begynte å benytte amerikanske dollar, som var ansett som en stabil valuta, fremfor sine egne mindre og lokale valutaer. Dette gjorde at man i 1971 kom frem til den første Smithsonian-avtalen som økte ratioen for valutakursene fra 1 prosent til 2.25 prosent. Denne avtalen holdt i to år frem til 1973.

Smithsonian-avtale II ble innført i 1973. Der ble ratioen fjernet helt, noe som tillot at de store valutaene kunne flyte fritt. I stor grad er det et slikt system vi baserer oss på i dag. Dette gir sentralbankene anledning til å regulere valutakursene i den retningen de måtte ønske. Ved å øke styringsrentene de tilbyr, vil de øke etterspørselen etter sin valuta. Da øker rentene og dermed øker valutakursen på deres valuta. Eller det motsatte, ved å sette ned renten for å senke etterspørselen av valutaen som igjen vil føre til motsatt effekt på valutakursen.

2.3 Valutateori

2.3.1 Forholdet mellom nominelle renter, realrenter og inflasjon

Fordi finansmarkedene har blitt mer internasjonale ved at handel og eierskap flyter fritt over landegrensene har det blitt viktigere å kunne å fastsette valutakursene. Ofte benyttes forholdet mellom nominelle renter, realrenter og inflasjon, også kalt Fisher-effekten (Saunders & Cornett 2012, s.303-304), oppkalt etter økonomen Irving Fisher. Fishers teori tilsier at nominelle renter i finansmarkedene skal: 1

1. kompensere investorer for redusert kjøpekraft som skyldes prisendringer som følge av inflasjon.
2. kompensere for den forventede inflasjonen knyttet til det å utsette forbruket sitt fra i dag til en gang i fremtiden som følge av «*time value of money*».

Dette beskrives med formelen:

$$i = IP + RIR \quad (1)$$

Hvor: i = rente, IP = inflasjonsrate, RIR = Realrente (Real rate of interest)

To hovedfaktorer som påvirker forholdet mellom nominelle renter, realrenter og inflasjon er kjøpekraftsparitet og renteparitet.

2.3.2 Kjøpekraftsparitet

Teorien som ligger bak kjøpekraftsparitet (Saunders & Cornett 2012, s.304-305) er «*the law of one price*» som sier at dersom markedene er effisiente¹ (effektive) så skal hvilke som helst identiske goder som selges i hvilke som helst par av land ha samme pris, og dermed skal valutakurser på lang sikt bevege seg mot en likevekt.

Kjøpekraftsparitet eller «*purchasing power parity*» (PPP) er en teori som prøver å forklare mekanikken i hvordan valutakurser justerer seg i forhold til hverandre. Ifølge PPP vil vekslingskursen mellom to lands valuta justere seg i forhold til endringer i hvert av landenes prisnivå, eller endringer i inflasjon og rentenivå. PPP-teoremet sier at vekslingskursen mellom to land er proporsjonal med differansen i inflasjonsraten mellom de to landene. Dette uttrykkes ved:

$$ip_{US} - ip_{NOK} = \Delta S \left(\frac{USD}{NOK} \right) / S \left(\frac{USD}{NOK} \right) \quad (2)$$

Hvor:

ip_{US} = inflasjonsrate i USA

ip_{NOK} = inflasjonsrate i Norge

Δ = endring

$S \left(\frac{USD}{NOK} \right)$ = Spotprisen på US dollar for norsk krone

¹ Ett effesient marked er ett kapitalmarked hvor markedets priser på finansielle eiendeler reflekter all tilgjengelig informasjonen (Hiller et al. 2013, s. 353).

2.3.3 Renteparitet

Forholdet mellom spotvekslingskurs, renter og forward vekslingsrater kalles IRPT (Interest rate parity theorem) ifølge Saunders & Cornett (2012, s.305-306). Dette teoremet sier at hjemlandsrenten skal være lik renten i utlandet minus det markedet forventer at hjemlandets valuta skal appresiere. Gitt at investorer har anledning til å investere både i sitt hjemland og i utlandet, og man ser bort fra transaksjonskostnader som man ville vært eksponert for i den virkelige verden, vil IRPT formelen se slik ut:

$$1 + i_{NOKt} = \left(\frac{1}{S_t}\right) (1 + i_{USDt})(F_t) \quad (3)$$

Hvor:

$1 + i_{NOKt}$ = 1 pluss renten på en investering i norske kroner på tidspunkt t

$1 + i_{USDt}$ = 1 pluss renten på en investering i amerikanske dollar på tidspunkt t

S_t = NOK/USD spotvekslingskurs på tidspunkt t

F_t = NOK/USD Forward vekslingskurs på tidspunkt t

Hvis vi stikker om på IRPT formelen får vi at:

$$\frac{(i_{NOKt} - i_{USDt})}{(1 + i_{USDt})} = \frac{(F_t - S_t)}{S_t} \quad (4)$$

Hvis renten i Norge er det samme som i USA vil venstre side av likningen være lik null. Da vil Forward-renten være lik spotvekslingskursen fordi høyre side av likningen også blir null. Hvis den norske renten er høyere enn den utenlandske, vil forward vekslingskursen på NOK verdien av den utenlandske valutaen være høyere en spotvekslingskursen, og man kan tjene mer på å eie den norske kronen. Hvis den norske renten er lavere enn den utenlandske, vil det gi en motsatt effekt².

2.3.4 Udekket renteparitet

Dersom formelen (4) ikke holder en likevekt, er det ikke likegyldig om man veksler til nåværende spotpris, eller i fremtiden til terminkurs (forward). Det vil være arbitrasjemulighet mellom spotvekslingskursen og forward vekslingskursen, og man kan tjene penger uten å utsette seg for risiko. Det er altså mulig og motta gratis penger. Ved udekket renteparitet (Isard 2006) antas at denne eventuelle arbitrasjemuligheten blir handlet bort med engang den oppstår, slik at man raskt er tilbake til en likevekt. Udekket renteparitet tilsier at eventuelle

² Saunders & Cornett (2012), s.306.

rentedifferanser som kan gi fortjeneste mellom to land vil bli spist opp av endring i valutakursen.

2.3.5 Dekket renteparitet

Dekket renteparitets teori (Taylor 1989) tilsier at rentedifferanse mellom to finansielle eiendeler som er identiske med unntak av hvilken valuta den er oppgitt i, skal være identisk gitt at man kan kjøpe forward produkter i den samme valutaen for å få dekning. Hvis det er ulikhet og differanse i rente vil det være mulig å gjøre risikofri arbitrasje, som indikerer at markedet er ineffektivt. Et marked regnes som effektivt dersom prisene i markedet reflekteres av at det er fri flyt av all informasjon til alle interessenter i markedet slik at ingen kan utnytte dette for å oppnå unormal profitt ved for eksempel arbitrasje.

2.4 Tidligere forskning på emnet

2.4.1 Råvarevalutaer

I en del av de mindre valutaene til råvareproduserende land, er det ofte bevegelser i valutaene knyttet til bevegelsene i råvarer de eksporterer, ifølge Cashin et al. (2003). Med råvarer menes gjerne olje, gass, jernmalm og lignende. Med råvarevalutaer tenker man gjerne på CAD, NZD, AUD, NOK osv. Fellesnevneren for disse valutaene er at de er nettoeksportører av en råvare. Og valutakursene beveger seg hvis det er endringer i prisen på råvarene de eksporterer. Den norske kronen (NOK) er altså en råvarevaluta.

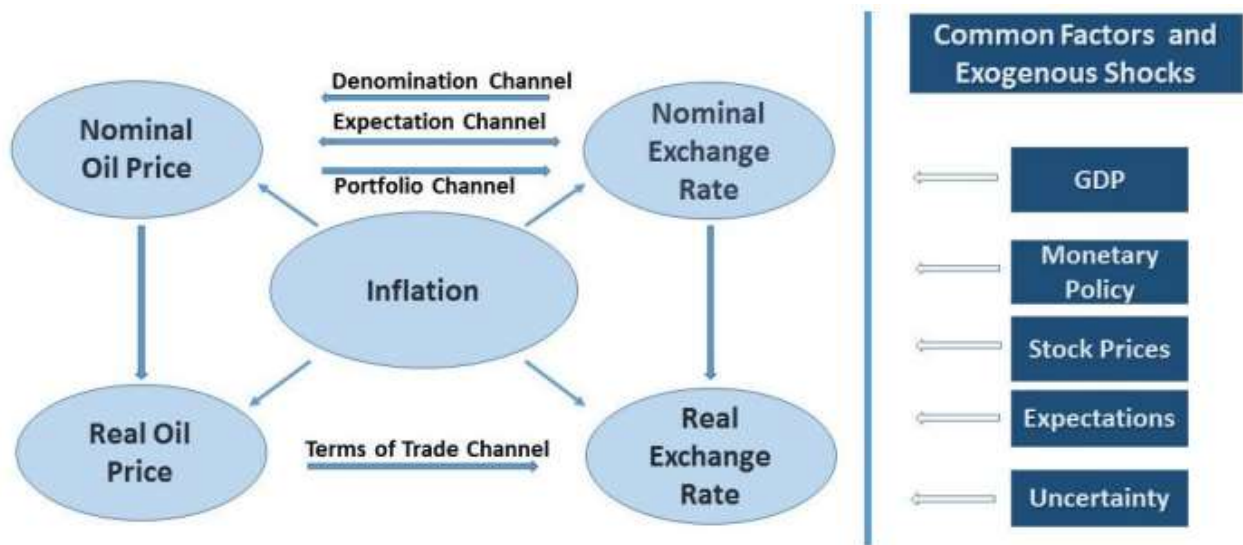
2.4.2 Oljeprisens påvirkning på valutakurser

I de senere år er det forsket svært mye på oljeprisen og dens påvirkning på økonomien. Siden denne oppgaven har hovedfokus på faktorer som påvirker valutakursen, velger jeg å trekke frem noe av forskningen som tar for seg denne delen av økonomien.

Hamilton (1983) rapporterer hvordan oljeprisen påvirker makroøkonomiske faktorer. Funnene i rapporten viser at det har vært en sammenheng mellom oljepris og konjunktoren i USA i syv av åtte resesjoner i perioden 1948 og frem til 1972. I denne perioden er det statistisk signifikante bevis på at oljeprissjokk er en bidragsfaktor ved i alle fall noen av resesjonene før 1972.

Det ligger flere teoretiske sammenhenger mellom oljeprisen og valutakurser, og disse kan i korte trekk oppsummeres i figur 1 fra Beckmann et al. (2017) som viser at man i ett makroperspektiv kan skille mellom de forskjellige kanalene som påvirkes av endringer i

nominelle og reelle faktorer. Det fremgår videre at det er litt forskjellig hvordan endringene påvirker faktorene.



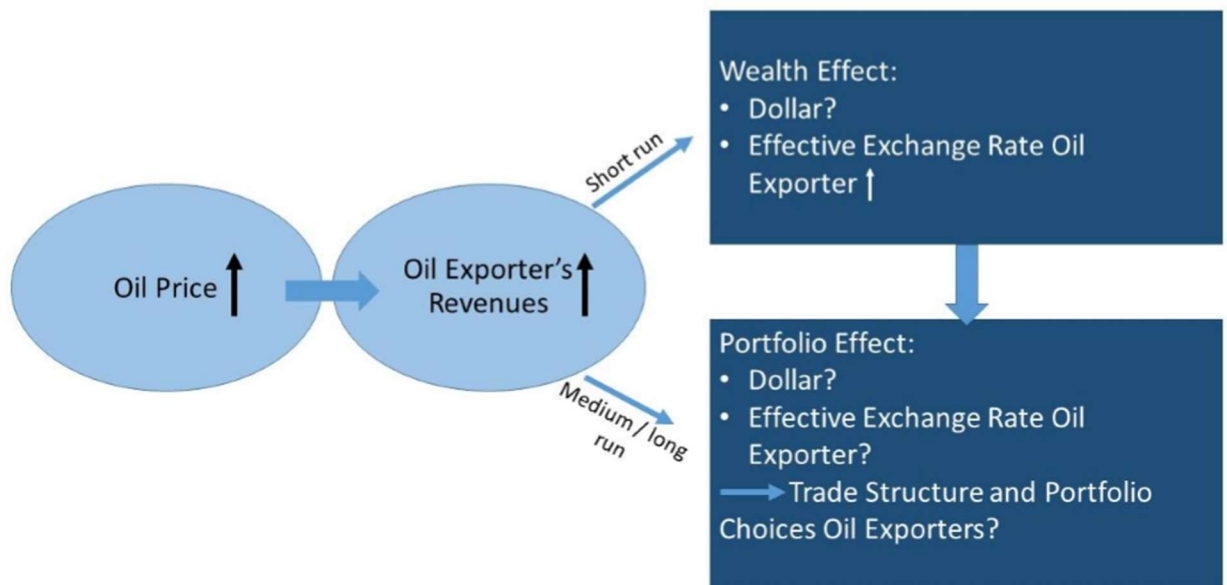
Figur 1: Teoretiske sammenheng mellom oljepris og valutakurs (etter Beckmann et al. 2017).

Ifølge Beckmann et al. (2017), er det tre direkte kanaler i forholdet mellom oljepris og vekslingskurs: Terms of trade channel, the wealth effect channel og portfolio reallocation channel, som er diskutert i det følgende.

- Terms of trade channel: Er det samme som bytteforhold, og er i denne sammenheng ett mål som sier noe om realinntekten, i én-til-én-forhold, på eksport og import. Dette beregnes ved å dividere prisindeksen til ett lands eksport på prisindeksen på landets import. Det vil si at for ett oljeeksporterende land som Norge vil en økning i oljeprisen alene tilsi at Norge vil få en økt realinntekt gjennom at bytteforholdsgevinsten øker. Som følge av figuren vil da den reelle vekslingskursen øke (Steigum 2006).
- Wealth effect channel: Dette er det samme som formueeffekten beskrevet av Golub (1983). Her pekes det på at en økning i oljeprisen har en effekt på makroøkonomiske strømningsstørrelser; inntekt, balanse og sparing. Disse størrelsene vil igjen påvirke fordelingen i strømningsstørrelsene blant oljeimporterende og oljeeksporterende land, og dermed også å påvirke markedslivekten i disse landenes valuta. Dermed kan en økning i oljeprisen i en tidsperiode føre til at det oljeeksporterende landet øker sin balanse på bekostning av det oljeimporterende landet. Den resulterende nye allokeringen av formue kan igjen påvirke vekslingsratene mellom landenes valuta på kort sikt. Hvis vi for eksempel ser på Norge og USA, hvor Norge er oljeeksportøren og USA er oljeimportøren, kan det

fortune seg som følger; oljeprisen stiger og Norge får økte inntekter i dollar, som igjen fører til at Norge får en økt balanse og øker sparingen i dollar som fører til ett overskudd i markedet i dollar. Dette vil videre føre til at dollar etterspørselen faller og dollaren depresierer.

- Portfolio channel eller Portføljeeffekten (Beckmann et al. 2017) beskriver effekten som oppstår på middels og lang sikt når oljeprisen øker og formuen øker i det oljeeksporterende landet (figur 2). Når det skjer kan man forvente at valutaen til det oljeeksporterende landet vil appresiere mens valutaen til det oljeimporterende landet vil depresiere etter at oljeprisen har steget. På kort og middels lang sikt vil portføljeeffekten føre til at bevegelsene i oljeimportørens valuta relativt sett mot oljeeksportørens valuta vil avhenge av to faktorer: 1) graden av oljeimportørens avhengighet av oljeimport relativt til hvor avhengig oljeeksportøren er av eksport til oljeimportøren. 2) oljeeksportørens relative preferanse for å holde investeringsposisjoner i oljeimportørens valuta.



Figur 2: Formue- og portefølje-effekt når oljeprisen øker i det oljeproduserende land (etter Beckmann et al. 2017).

2.4.3 Olje som finansiell aktiva

Det er blitt gjort funn i at oljeprisen oppfører seg som en finansiell eiendel, ved at prisen blir påvirket av endringer i pris og i andre finansielle eiendeler. Fratzscher et al. (2013) viser at oljeprisen både beveger seg som følge av endringer i dollar, og også at dollarkursen blir påvirket av oljeprisen. De viser også at en appresiering i amerikanske aksjer får oljeprisen til å appresiere, mens en depresiering av amerikanske aksjer har en depresierende effekt på oljeprisen.

Det argumenteres for at man kan betrakte oljeprisen som ett finansielt aktivum fordi oljeprisen reagerer umiddelbart på informasjon om endringer i de andre nevnte finansielle aktiva. Dette er ett fenomen som ikke eksisterte i samme grad før på tidlig 2000-tallet, og Fratzscher et al. (2013) peker på at det er blitt mer vanlig å betrakte olje som ett finansielt produkt siden da. Videre viser de til at det har vært en negativt og økende korrelasjon mellom oljepris og vekslingsrater siden tidlig 2000-tallet. Deres estimater peker på at finansialisering av oljemarkedet fra midten av 2000-tallet, økningen i risiko, samt usikkerhet på grunn av den globale finanskrisen i 2008 kan forklare den økende negative korrelasjonen mellom oljeprisen og vekslingskursene.

2.4.4 Oljepris og geopolitisk risiko

I tillegg til at oljeprisen påvirkes av kriser, er det også funnet bevis for at økt geopolitisk risiko kan føre til at man får en kapital flukt fra mindre valutaer, og dette gjør at man får en depresierende effekt på valutakursene til oljeeksporterende land også fra denne faktoren (Caldara & Iacoviello 2018). Ved kriser kan derfor flere faktorer dra i en retning samtidig. Det er også funnet bevis for at mange valutaer inkludert den norske kronen er sensitive til finansmarkeds risiko. Dette har vært spesielt synlig etter finanskrisen (Goldberg & Krogstrup 2018). Det er også gjort forskning på hvordan forskjellige valutakurser reagerer på økt markedsrisiko. Det er blitt gjort funn som peker på at kapitalflukt i mindre valutaer ser ut til å forekomme samtidig som økning i volatilitetsindeksen VIX (nærmere forklart i kapittel 4.4).

En undersøkelse av sammenhengen mellom usikkerhet og kapitalstrømninger er publisert av Choi & Furceri (2019). Den finner at økt geopolitisk usikkerhet kan føre til økte kapitalstrømmer fra mindre valutaer, i tillegg til den som kan tilskrives en økt VIX indeks. Den viser også at globale banker endrer utlånsporteføljene sine vekk fra steder hvor det oppstår usikkerhet i velutviklede økonomier.

2.4.5 Skiftende sammenheng mellom valutakurs og oljeprisen

Det meste av forskningen jeg har sett på så langt dreier seg om undersøkelser som ser spesifikt på oljeprisen og den amerikanske dollarkursen og sammenhengen mellom disse. Videre er det interessant å se på forskning som tar mer for seg hvordan oljeprisen påvirker land som er netto olje eksporterende, som Akram (2020) også omtaler.

Det er tidligere funnet empiriske bevis for at valutakursene til oljeeksporterende land hvor eksporten av olje utgjør en betydelig del av bruttonasjonalprodukt (BNP) gjerne appresierer

hvis oljeprisen stiger og depresierer dersom oljeprisen faller (Akram 2020). Men styrken til denne sammenhengen varierer over tid og det hender også at det kan ha en motsatt effekt, altså at oljeprisen stiger og valutakursen depresierer, dette fører igjen til at man kan observere at valutakursene faller tross økte oljepriser (Beckmann et al. 2017).

Det at sammenhengen mellom valutakurs og oljeprisen varierer over tid kan antagelig knyttes til flere forskjellige faktorer som etterspørsel, tilbud og geopolitisk uro (Akram 2020). En faktor som også kan påvirke valutakursene er såkalt kapitalflukt fra mindre valutaer. Dette kan forekomme når det er en viss usikkerhet for at geopolitiske sjokk øker. Da vil investorer gjerne flytte pengene sine til sikrere valutaer, som gjør at mindre valutaer depresierer (Goldberg & Krogstrup 2018). Akram (2020) peker på at de forskjellige faktorene samlet kan føre til at man får en stigende oljepris, og at oljeeksporterende lands valutaer depresierer samtidig hvis man har økende geopolitisk uro.

Hovedfunnene av Akram (2020) kan sammenfattes slik: Resultatene av den økonometriske beregningen peker på at økte korte renter (12 måneder) og lange renter (10 år) fører til appresiering av nominelle valutavekslingskurser, og at lange renter har større påvirkningskraft enn korte renter. Det har også vært undersøkt om det er ett ikke-lineært forhold mellom oljepris og den norske kronen. Det ble funnet at den norske kronen er relativt sterk når oljeprisen er fallende og under 14 dollar (Akram 2004).

Økt geopolitisk usikkerhet fører til depresiering av nominelle valuta vekslingskurser. Det viser seg også at flere forskjellige faktorer fører til at oljeprisen kan være med å bidra til at forholdet mellom oljeprisutviklingen og valutakursutviklingen varierer over tid. Økt geopolitisk usikkerhet kan sammenfalle med tilfellene som lavere oljepris og svekket norsk valutakurs.

Oljeprisøkning som drives av olje-etterspørsel og tilbuds-faktorer kan føre til økning i oljeeksporterende lands valuta. Mens oljeprisøkninger som skyldes andre faktorer kan ha en viss påvirkning, men det fanges ikke nødvendigvis opp av modellen selv om disse faktorer også kan påvirke oljeeksporterende lands valuta. Akram (2020) poengterer dog at disse ofte sammenfaller med geopolitisk uro og kan ha en påvirkning slik at valutakursen til oljeeksporterende land depresierer. Det vil dermed si at økende oljepriser og en økende geopolitisk usikkerhet kan føre til en depresiering av oljeeksporterende lands valuta istedenfor en appresiering. Etterspørsel- og tilbudsdrivende oljeprisendringer har lignende påvirkninger på den norske valutakursen.

3 Metode

3.1 Modell for den norske kronen

For å undersøke spørsmålet om det er en sammenheng mellom oljeprisen og den norske kronen skal jeg benytte tidsseriedata for de forskjellige faktorene som antas å påvirke valutakursen og oljeprisen. Jeg skal benytte to modeller som er hentet fra Akram (2020) for å se på problemstillingen. Disse er såkalte stabile (steady state) likninger til vekslingskursen, så dette er dermed langtidsløsningen til vekslingskursen.

Modell 1:

$$et = \bar{e} - a(i - i^f)_t - \beta(i^L - i^{L,f})_t - \lambda 1op_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Modell 2:

$$et = \bar{e} - a(i - i^f)_t - \beta(i^L - i^{L,f})_t - \lambda 1op_t^{Dem} - \lambda 2op_t^{Sup} \pm \lambda 3op_t^{Res} + \gamma 1risk_t + \gamma 2gprisk_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

Hvor: e er logaritmen til den nominelle vekslingskursen, \bar{e} antas å være et konstant skjæringspunkt, $(i - i^f)_t$ og $(i^L - i^{L,f})_t$ er heretter kalt I1-IF1 og I10-IF10 og representerer differansene mellom innenlands og utenlands 12-måneders pengemarkedsrenter, og 10-års pengemarkedsrenter; OP er logaritmen til oljeprisen som beskrevet i kapittel 4.2; ε er et uobservert stokastisk feiluttrykk; de greske bokstavene er koeffisienter som antas å være konstante og positive. Et negativt (eller positivt) symbol foran en koeffisient indikerer at vekslingskursen er som forventet og appresierer (depresiere) når verdien til forklaringsvariablene øker.

Metoden er her basert på modellene ovenfor som beskrevet i Akram (2019), og den reviderte utgaven fra april 2020 (Akram 2020). Begge disse modellene er basert på renteparitet som beskrevet i kapittel 2.3.3. I tillegg til rentedifferansene legger man til faktorer som man antar har en virkning på valutakursen.

I modell 1, som er den enkleste av dem, legger man til $-\lambda 1op_t$ som er oljeprisen, og siden den har negativt fortegn antar man at den har en positiv effekt på et som representerer Nominal Effective Exchange Rate (NEER) i modellen. NEER er en indeks som beskriver vekslingsforholdet mellom den norske kronen og utenlandske valutaer. En NEER stigning er det samme som en depresiering (svakkelse) i den norske valutakursen NOK mot andre valutaer. NEER er nærmere beskrevet i data-kapittelet 4.1.

Modell 2 følger samme notasjon som i modell 1, men har i tillegg innlagt tilleggsvariabler for oljeprisfaktorer som: $-\lambda_1 op_t^{Dem}$ som er oljepris etterspørsel, $-\lambda_2 op_t^{Sup}$ som er oljepris tilbud, og $\pm \lambda_3 op_t^{Res}$ som er oljeprisresidual istedenfor oljeprisen. Det er også med $+\gamma_1 risk_t$ som er indeksen for uttrykk av volatilitet og $\gamma_2 gprisk_t$ som er geopolitisk risiko.

3.2 Typiske feilkilder i tidsserieøkonometri

3.2.1 Seriekorrelasjon

Seriekorrelasjon (Stock & Watson 2015) som også er kalt autokorrelasjon oppstår når det er korrelasjon mellom en tidsserievariabel og den verdien dens tidsforskjøvede (laggede) variabel har. Det vil for eksempel si at den j^{th} seriekorrelasjonen til Y er korrelasjonen mellom Y_t og Y_{t-j} .

3.2.2 Multikollinearitet

Multikollinearitet (Stock & Watson 2015) er til stede når det er mulig at en av regressorene er en perfekt linear funksjon av de andre regressorene man ser i en regresjonsmodell. Dette gjør at man ikke kan regne ut OLS (Ordinary Least Squares), siden deler av OLS beregningen blir bestående av nuller og gir en følgefeil som igjen fører til at beregningen blir feil. Økonometriske programvarer vil gjerne oppfatte dette som motsigelser, som fører til at det produseres feilmeldinger eller ingen sluttresultater (output) oppnås. Løsningen på multikollinearitet er som regel å modifisere regressorene slik at multikollineariteten i estimatet forsvinner.

Man kan også ha imperfekt multikollinearitet, hvor en av regressorene er nesten en perfekt lineær funksjon av de andre regressorene i modellen. I motsetning til perfekt multikollinearitet vil dette ikke føre til at man ikke får beregnet regresjonen, men det kan føre til at en av koeffisientene blir feilberegnet (Stock & Watson 2015, s.246-248).

3.2.3 Heteroskedastisitet

Heteroskedastisitet, eller ulik varians, oppstår når variansen til regresjonen ikke er konstant, det vil si det motsatte av homoskedastisitet som er gitt ved:

$$V(\epsilon_j) = \sigma^2 \quad (7)$$

Heteroskedastisitet er da gitt ved:

$$V(\epsilon_j) \neq \sigma^2 \quad (8)$$

Problemene som kan oppstå med heteroskedastisitet i regresjonen, er hvis ikke forutsetningen om homoskedastisitet i OLS holder, fordi da vil ikke OLS beregningene være asymptotisk normal. Det vil si at restleddet i modellen ikke har konstant varians over tid, som er en forutsetning for at OLS skal holde.

3.2.4 Antall lags basert på informasjonskriteriene AIC, BIC og HQ

Antall lags (tidsforskjøvet verdi) kan bestemmes ut ifra det som kalles informasjonskriterier. Det kan være vanskelig å vite hvor mange lags man skal beholde i en AR-modell (auto-regresjons modell), fordi økt antall lags forbedrer modellen, men vis man har for lavt antall lags kan man utelate viktig informasjon. For høyt antall lags kan også føre til at man sitter igjen med unødvendig mange koeffisienter som igjen øker muligheten for beregningsfeil. Derfor er valg av antall lags en balansegang om hvor mange lags man skal velge å inkludere i modellen. En måte og bestemme antall lags er å se på informasjonskriteriene. De vanligste informasjonskriterier for å bestemme lengden (lag length) på tidsforskjøvet verdi er: Akaike information criteria (AIC), Schwarts Bayesian information criterion (BIC) og Hannan-Quinn information criteria (HQ). Man kan bruke disse til å beregne verdier slik at man kan bedømme hvor mange lags som er best mulig å inkludere i modellen. Hovedregelen her er at man ønsker at informasjonskriteriene er så lave som mulig (Stock & Watson 2015, s.593-595). I OxMetrics (Doornik & Hendry (2018) s.246) programvaren er de tre informasjonskriteriene spesifisert slik:

$$AIC = \log \tilde{\sigma}^2 + \frac{2k}{T} \quad (9)$$

$$BIC = \log \tilde{\sigma}^2 + k \frac{(\log T)}{T} \quad (10)$$

$$HQ = \log \tilde{\sigma}^2 + \frac{2k(\log(\log T))}{T} \quad (11)$$

Hvor $\tilde{\sigma}^2$ er maximum likelihood estimat av restleddsvariansen, k antall regressorvariable, og T er antall observasjoner.

3.2.5 Enhetsrøtter

Hvis en auto-regresjon (AR) prosess har en rot lik 1, sies det at serien har en stokastisk trend som også kan kalles enhetsrot (unit root), og det vil si at prosessen ikke er stasjonær. Dette kan igjen føre til at man får problemer med å oppnå rasjonelle svar når man ser nærmere på OLS. Det er særlig tre problemer som lett kan forekomme når man har en stokastisk trend.

Det første problemet er at AR-koeffisientene gjerne er forutinntatt mot null. Det kan føre til en mistolkning av resultatene. Hvis man antar at regresjonen Y_t følger en random walk³ og at man ikke er klar over dette når man ser på OLS, da vil man få ett resultat hvor normalfordelingen blir skjev mot null. Typisk får man at betaene er konsistente, men den følger gjerne ikke en normalfordeling og får gjerne en lengre hale mot venstre. Dette kan igjen føre til at man feilaktig antar å ha en AR1-modell, når man egentlig har en random walk modell. Da vil man få resultater som er dårligere enn det man hadde fått hvis man hadde valgt en random walk modell. Dette gjelder også for AR-modeller av høyere orden hvor man vil få bedre prognoser (forecasts) når man antar at man har en stokastisk trend, og derfor første differensierer man for å få ett bedre resultat.

Det andre problemet oppstår dersom man har en stokastisk trend hvor OLS t-statistikken vil bli unormalt distribuert, hvilket betyr at vanlige konfidensintervaller ikke lenger vil gi gyldige svar. Da kan ikke hypotesetesting utføres som vanlig fordi t-distribusjonen ikke er regnet ut på forhånd, men avhenger av forholdet mellom regressoren man ønsker å se på og de andre regressorene.

Det tredje problemet er det som kalles spuriøs sammenheng. Dette er til stede når man har stokastiske trender som kan få det til å se ut som om det er sammenheng mellom to tidsserier, selv om det ikke er tilfellet.

Hvordan finne en stokastisk trend: I tidsserie økonometri kan man finne en stokastisk trend ved å både benytte formelle og uformelle metoder. Den uformelle metoden består av at man plotter datasettet og vurderer om det er en stokastisk trend eller ikke, og deretter lager AR koeffisienter. Hvis den første AR koeffisienten er nærme 1, er det stor sannsynlighet for at man har en stokastisk trend. Hvis man er usikker, kan det benyttes mer formelle tester for å avgjøre om man har en stokastisk trend. Det man tester er da hypotesen om det er en stokastisk trend mot hypotesen om at det ikke er stokastisk trend. En av de vanligste testene å benytte seg av for dette er Dickey-Fuller testen (Stock & Watson 2015, s.600-603).

³ Random walk er et essensielt begrep i økonomisk og finansiell analyse. Dette gjelder spesielt i hypotesen om effisiente markeder hvor man antar at prisen på ett finansielt produkt er (y_t) , som skal være likt som forrige tidsperiodes pris pluss ett støy element så man har: $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ hvor $\Delta y_t = \varepsilon_t$. Det dette betyr at det er tilfeldig hvordan y_t utvikler seg over tid (Enders 2014).

3.3 Augmented Dickey-Fuller test

I denne oppgaven ser jeg at modellen har flere ledd (AR(p)) som gjør det naturlig å benytte forlengelsen av Dickey-Fuller testen som heter Augmented Dickey-Fuller test (Stock & Watson 2015, s.604-605). Hovedforskjellen her er at man tester om man befinner seg rundt en lineær tidstrend. Man ønsker altså å teste om Y_t har en stasjonær tidstrend. Nullhypotesen er at Y_t har en stasjonær trend, og alternativ hypotesen er at Y_t er stasjonær rundt en lineær tidstrend.

Selve testen ser gjerne slik ut:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \alpha t + \delta Y_{t-1} + \gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \gamma_2 \Delta Y_{t-2} + \dots + \gamma_p \Delta Y_{t-p} + U_t \quad (12)$$

$$H_0: \delta = 0 \quad (13)$$

$$H_1: \delta < 0 \quad (14)$$

Liten t er her observasjonsnummeret, α er en ukjent koeffisient, ADF-statistikken er OLS t -statistikk. Hvor lang lag-lengde p , man skal benytte seg av kan beregnes ved å se på AIC, BIC og HQ informasjonskriteriene.

3.4 Johansen-metoden

For å teste om det er et kointegrasjonsproblem i modellen brukes i all hovedsak en modell som er en multivariat generalisering av Dickey-Fuller testen. Det testes da om det er nødvendig å legge inn tidsforskjøvet forventningsverdi (lags) i modellen for å forbedre resultatet. Det karakteristiske ved Johansen-metoden (Johansen 1988) er at det estimerer hele systemet samtidig på samme måte som en vektor autoregressive (VAR)-modell. Så denne metoden baserer seg ikke på en to-steps beregning slik som Engle-Granger metoden (Engle & Granger 1987) hvor man er nødt til å velge en variabel på venstre siden og så se hvordan høyresiden forklarer venstre siden over tid. Johansen-metoden unngår dette ved å gjøre en maximum likelihood estimering.

I Engle-Granger prosedyren kjører man en regresjon på y og x , og får ut en $\hat{\epsilon}$ for deretter å kjøre en error correction modell, det vil si at eventuelle feil blir tatt med fra dette steget og videre i estimeringen. Dette fører til at man lett kan få følgefeil. Derfor er Johansen-metoden bedre å bruke her siden man ikke er avhengig av å gjøre ett spesifikasjonsvalg hvor man avgjør hvordan de kointegrerende vektorene skal se ut. Siden min modell inneholder flere variabler enn to, er Johansen-metoden det naturlige valget da den kan finne flere co-integrerende vektorer samtidig. I Johansen-metoden er det to tester som forteller oss om det er kointegrerende vektorer ved trace og max testene. Resultatene av disse testene ligger vedlagt i appendiks, kapittel 9.1.

3.5 Johansen En-likning

Jeg bruker En-liknings analyse i stedet for multivariat likning, og det er en En-liknings Johansen (Johansen, 1988; Banerjee et al. 1994) som beskrevet herunder.

Først har man følgende system for $X_t = (Z_t, W_t)'$:

$$\begin{pmatrix} \Delta Z_{1t} \\ \Delta W_t \end{pmatrix} = \Pi \begin{pmatrix} Z_{1t-1} \\ W_{t-1} \end{pmatrix} + \Gamma_1 \begin{pmatrix} \Delta Z_{1t-1} \\ \Delta W_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{pmatrix}, \quad (15)$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \end{bmatrix} [\beta_{11} \quad \beta_{21}] \quad (16)$$

Hvor z = valutakursen og W = de andre variablene.

Testing for svak eksogenitet i de langsiktige effektene:

$$a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix}, \Gamma_1 = \begin{bmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$\epsilon_t = \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{bmatrix}, \text{ og } \Omega = \begin{bmatrix} \Omega_{11} & \Omega_{12} \\ \Omega_{21} & \Omega_{22} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Siden den betingete modellen for ΔZ_t gitt ΔW_t kan skrives slik:

$$\Delta Z_t = \omega \Delta W_t + (\alpha_1 - \omega \alpha_2) \beta' X_{t-1} + (\Gamma_{11} - \omega \Gamma_{21}) \Delta X_{t-1} + \tilde{\epsilon}_t, \quad (19)$$

Hvor $\omega = \Omega_{12} \Omega_{22}^{-1}$ og $\tilde{\epsilon}_t = \epsilon_{1t} - \omega \epsilon_{2t}$

Da vil modellen for ΔW_t være gitt ved:

$$\Delta W_t = \alpha_2 \beta' X_{t-1} + \Gamma_{21} \Delta X_{t-1} + \epsilon_{2t} \quad (20)$$

Her er ett viktig poeng at $\tilde{\epsilon}_t$ er uavhengig av ϵ_{2t} .

For at W_t skal være lite eksogen for β , må $\alpha_2 = 0$. Dette impliserer at man i ligningen ΔW_t ikke har noen informasjon om den langsiktige løsningen, og det betyr at W_t dermed ikke påvirkes av de langsiktige effektene siden hele det ene leddet blir null. Man kan derfor benytte en En-liknings Johansen for å se hvordan modellen fungerer.

3.6 Bedømming av kvaliteten til prognosene

Resultatet fra prognoseberegning i OxMetrics gir fire del-resultater for prognosen: gjennomsnitt (Mean error), standardavvik (SD error), RMSE (Root Mean Square Error) og MAPE (Mean Absolute Percentage Error). RMSE og MAPE er estimer for prognosens nøyaktighet⁴.

RMSE er definert som:

$$RMSE = \left[\frac{1}{H} \sum_{t=0}^H (y_t - f_t)^2 \right]^{1/2} \quad (21)$$

Her er H prognoseperioden altså 12, y_t er de observerte verdiene, f_t er verdiene til prognosene.

MAPE er definert som:

$$MAPE = \frac{100}{H} \sum_{t=1}^H \left| \frac{y_t - f_t}{y_t} \right| \quad (22)$$

⁴ Doornik & Hendry (2018), s.263.

4 Datamateriale

Som nevnt tidligere, planla jeg å undersøke tidsperioden fra 01.01.2005 og frem til 31.12.2020. Grunnen er at det har vist seg vanskelig å fremskaffe data for lengre tid tilbake enn 2005. Jeg startet oppgaven med å bruke Thomson Reuters Eikon Datastream for data, som jeg har fått tilgang til via biblioteket på NTNU. Jeg begynte med å bygge opp datasett av daglige observasjoner, men innså etter hvert at det ble lettere å benytte månedlige data siden man får færre observasjoner, som i tillegg er lettere å håndtere. Dessuten oppgis noen av variablene bare månedlig, så da blir det enklere å kun benytte månedlige observasjoner fremfor å bruke stedfortredere (proxies) for flere av variablene, slik at de skal kunne måles mot hverandre. En annen fordel ved å benytte månedlige data er at man unngår en del støy i datasettet siden man da unngår de daglige svingningene.

Etter forespørsel fikk jeg anledning til å hente ut data fra Bloomberg via Bloomberg terminalen på Handelshøyskolen BI. Dette var å foretrekke da jeg på denne måten fikk ett datasett som ble mer likt det Akram (2020) har benyttet. For å utføre økonometriske analyser av tidsseriene, prognoser og modellering har jeg benyttet statistikkprogrammet OxMetrics 8 (Timberlake Consultants Ltd), etter anbefaling fra Farooq Akram (via epost). Programmet ble også benyttet til å gjennomføre den empiriske analysen av datasettet.

Viktige faktorer som påvirker kronekursens utvikling er internasjonal finansuro, forholdet til utenlands valutasituasjon, oljeprisen og konkurransekursindeksen. Jeg finner det nødvendig å se nærmere på hver enkelt av de aktuelle variablene, og presentere disse over den valgte tidsperioden. Min bearbeidelse av datasettet mot disse variablene er presentert i de følgende av dette kapitlet. Basert på disse dataene har jeg også konstruert indekser på renter og fremstilt disse grafisk.

4.1 Valutakursutviklingen i Norge

For å sammenligne den norske kronen mot utenlandske valutaer benytter jeg NEER, som er hentet fra Norges Banks statistikk (Norges Bank 2021). NEER er inkludert i dette arbeidet fordi den representerer bytteforholdet i valuta mellom den norske kronen og de utenlandske valutaene over tid. Norges bank kalkulerer indeksen basert på valutaene til de 44 viktigste handelspartnerne til Norge. Indeksen kalles også I-44 og den vekter de forskjellige vekslingskursene basert på et geometrisk gjennomsnitt, og oppdateres årlig basert på statistikk fra SSB for import av varer. Indeksen er satt ved at man har satt en verdi da man startet indeksen

i 1995 til lik 100. En stigende indeks indikerer en svekkelse av den norske kronen. Det vil si at en stigende indeksverdi indikerer en depresiering av kronekursen. Og fallende indeks vil si at den norske kronen appresierer.

Som det fremgår av grafen i figur 3, viser NEER indeksen av den norske kronen en generell appresiering fra 2005 til 2014 med en gradvis økning gjennom mindre svingninger og en relativt markert depresiering rundt 2008, som representerer finanskrisen. Etter kulminering av appresiering i 2013 følger en periode med generell depresiering, som med større og mindre svingninger har vart frem til 2020 hvor kronen igjen har begynt å styrke seg noe.



Figur 3: Plott over NEER indeksen i perioden 2005 til 2020 basert på data hentet fra Norges Bank 2021. Grafen viser at den norske kronen mot sine hoved handelspartnere har styrket seg fra 2009 frem til 2013 deretter svekket seg fra 2013 og frem til 2020 hvor den igjen har begynt å styrke seg noe.

4.2 Oljeprisen

Oljeprisen er svært viktig for norsk økonomi da den påvirker hvor mye penger som går inn i den norske økonomien både direkte som inntekter til staten i form av skatter og avgifter, og indirekte ved selskapers inntjening og sysselsetting i Norges økonomi. Olje handles hovedsakelig i dollar, og Norges handelspartnere benytter andre valutaer enn den norske kronen. Oljeprisen har dermed mye å si for den norske økonomien. I 2018 utgjorde samlet eksportverdi av råolje, naturgass og kondensat om lag 53% av total norsk vareeksport⁵.

Oljeprisen handles i dag i flere forskjellige klasser av olje, der de to mest vanlige er BRENT råolje (også kalt nordsjøolje) og West Texas Intermediate (WTI). Den jeg velger å se nærmere på er BRENT Crude oil spotprisen i dollar som er hentet fra Bloomberg (CO1 Comdty), heretter kalt OP, og i modellene kalles den $\lambda 10p_t$ (Logaritmen til OP). Dette er den oljeprisen som brukes på olje fra Nordsjøen, og det er denne oljeprisen som oftest refereres til når man snakker om oljeprisen i norsk offentlighet.



Figur 4: Historisk utvikling i oljeprisen OP (per fat BRENT Crude olje i dollar) i perioden 2005 til 2020 basert på data hentet fra Bloomberg.

⁵<https://www.norskpetroleum.no/>

Oljeprisen har i perioden fra 01.01.2005 – 31.12.2020 vært ganske volatil, og i figur 4 kan man se at det har vært en gradvis økning i pris frem til 2008 da den nådde ett toppunkt på ca. 140 dollar for å deretter falle brått til rundt 40 dollar før den igjen begynte å stige i 2009. Oljeprisen økte deretter til over 100 dollar igjen og beveget seg sidelengs frem til den igjen kollapset i 2014. Den nådde igjen ett bunnpunkt i årsskiftet 2015-2016 på under 40 dollar. Deretter steg den frem til midten av 2018. I begynnelsen av 2020 ser man ett markant fall ned mot 0, mens i den senere tiden har oljeprisen igjen begynt å stige. De senere år har det blitt gjort forskning på om oljeprisen oppfører seg mer som ett finansielt aktivum enn en råvare, ved at det er utstrakt spekulasjon i hvilken vei oljeprisen skal gå, noe som er nærmere diskutert i 2.4.3.

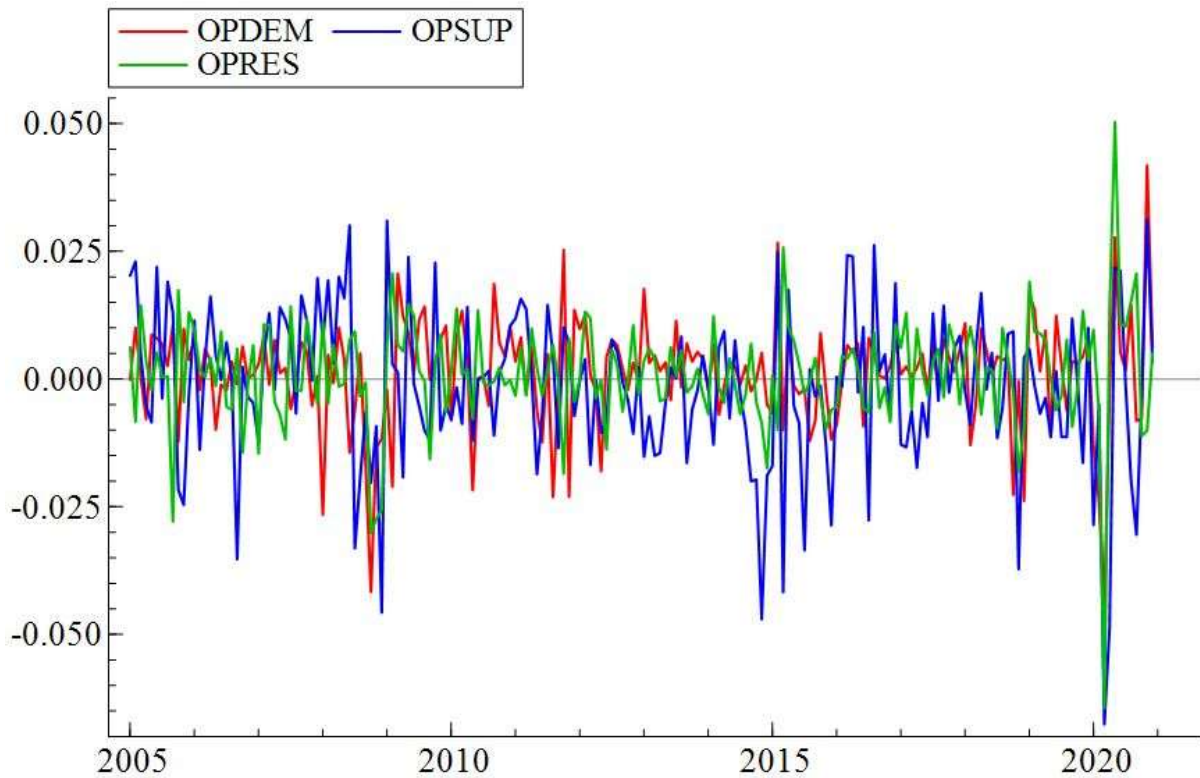
Hvis man sammenligner oljeprisen per fat (figur 4) og den importveide valutaindeksen fra Norges viktigste handelspartnere, I-44 (figur 3) ser man at den norske kronen har svekket seg i takt med svekkelsen i oljeprisen i perioden 2015 til 2020. Årsakene til depresieringen kan være at mange utenlandske aktører har trukket seg ut av norsk næringsliv, samt lave forventninger for en styrket oljepris. Disse lave forventningene samt at vi får færre dollar inn i norsk økonomi gjennom lavere inntekt fra oljesalg, kan ha ført til at den norske kronen har depresiert⁶. I 2020 kan man anta at det først og fremst er den globale pandemien som førte til at oljeprisen gikk nedover, siden man forventet at det vil bli mindre etterspørsel etter olje, samt at det ville oppstå vanskeligheter for oljearbeidere og oljeselskaper slik som reiseforbud, varemangel, karantene og budsjettkutt, i tillegg til at verden skulle bruke mindre olje som følge av de forskjellige begrensende tiltakene⁷.

4.2.1 Oljeprisfaktorer

For å vise hvordan de forskjellige faktorene som etterspørsel (OPDEM), tilbud (OPSUP) og residual (OPRES) påvirker oljeprisen har jeg innhentet data fra New York Fed's Oil Price Dynamics report. Datasettene derfra, er oppgitt i ukentlige gjennomsnitt, som jeg har gjort om til månedlige gjennomsnitt ved å dividere observasjonene for hver enkelt måned på antall observasjoner i respektive måned. Utviklingen av faktorene fra 2005 til 2020 er vist på figur 5 hvor det fremgår at både etterspørsel og tilbud ble sterkt redusert under finanskrisen i 2008, det var flere markerte nedgang i tilbud i 2015 og 2016, og det skjedde et stort fall i tilbud og residual under pandemien tidlig i 2020 etterfulgt av brå stigning i residual.

⁶ Tredjeplass-Makrokonkurransen-2016-Den-norske-krone-i-krisesone.pdf (Aksjenorge.no).

⁷ Ekeli Mullis, 3 grunner til at oljeprisen stuper – dette kan gi fullstendig kollaps (Nettavisen Økonomi 20.03.2020).



Figur 5: Historisk utvikling av faktorene: etterspørsel (OPDEM), tilbud (OPSUP) og residual (OPRES) som påvirket oljeprisen i perioden 2005 til 2020. Data innhentet fra New York Fed's Oil Price Dynamics report.

4.3 Renter

Rentenivået påvirker kronekursen. Når renten er høy stiger kronekursen, og med styrket kronekurs blir det dyrere å selge varer til utlandet som er en ulempe for den delen av næringslivet som konkurrerer med utlandet. Jeg ser på to typer renter i denne oppgaven; utlånsrenten bankene (og andre finansinstitusjoner) har seg imellom innen Norge, og lånerenten bankene i utlandet må betale for å låne penger fra andre banker i utlandet.

I modellene jeg benytter settes den korte renten (1-års renten) opp som $(i - i^f)_t$ og dette skal fange opp rentedifferansen mellom den korte innenlandsrenten i og den utenlandske korte renten i^f . Den lange renten (10-års renten) i modellene settes opp som $(i^L - i^{L,f})_t$ og denne fanger opp rentedifferansen mellom den lange innenlands renten i^L og den utenlandske lange renten $i^{L,f}$. I tabellene er den korte rentedifferansen skrevet som I1-IF1 og den lange rentedifferansen er skrevet som I10-IF10.

4.3.1 Pengemarkedsrente i Norge

I utgangspunktet ville jeg benytte halvårlig Norwegian Inter Bank Offered Rate (NIBOR), som er en referanserente i valutabyttemarkedet og som ofte brukes som referanse for

pengemarkedsrenter mellom bankene, dette for å se hva bankene må betale for å låne penger i andre banker i en periode på henholdsvis ett halvt, ett, tre, fem og ti år.

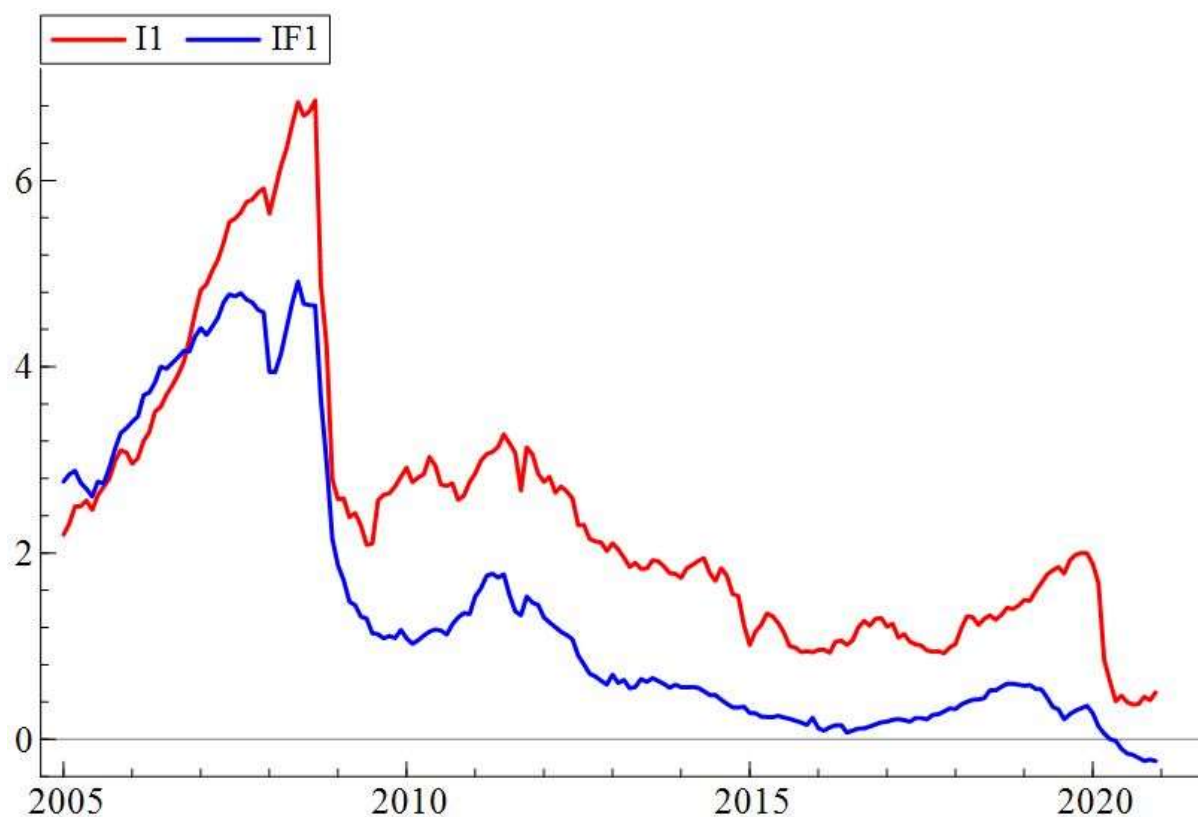
Da halvårig NIBOR-basert markedsrente, som Akram har benyttet, har flere manglende observasjoner på Bloomberg, valgte jeg å benytte 1-års NIBOR isteden (NKSW1 curncy) for den kortsiktige renten i Norge. I og med at det også benyttes 1-års renter på de utenlandske rentene, antar jeg at det er bedre å benytte denne fremfor eventuelt å finne data for halvårig NIBOR ett annet sted enn Bloomberg. På den langsiktige norske renten har jeg benyttet renteswap (rentebytteavtale) 10-års swaprente NIBOR (NKSW10 curncy).

4.3.2 Utenlandsk pengemarkedsrente

Her har jeg gjort som i Akram (2020) og innhentet data fra Bloomberg og deretter laget to indekser som representerer de utenlandske rentene i modellen. For den korte renten IF1 har jeg laget en vektet indeks basert på de 1-års renteswapene til de syv viktigste handelspartnerne til Norge. Vektene er som følger: 0.5301 for EURO, 0.1916 for USA, 0.1273 for Sverige, 0.0670 for Storbritannia, 0.0334 for Polen, 0.0272 for Canada og 0.0235 for Japan. Disse vektene er de samme som Akram 2020 benyttet.

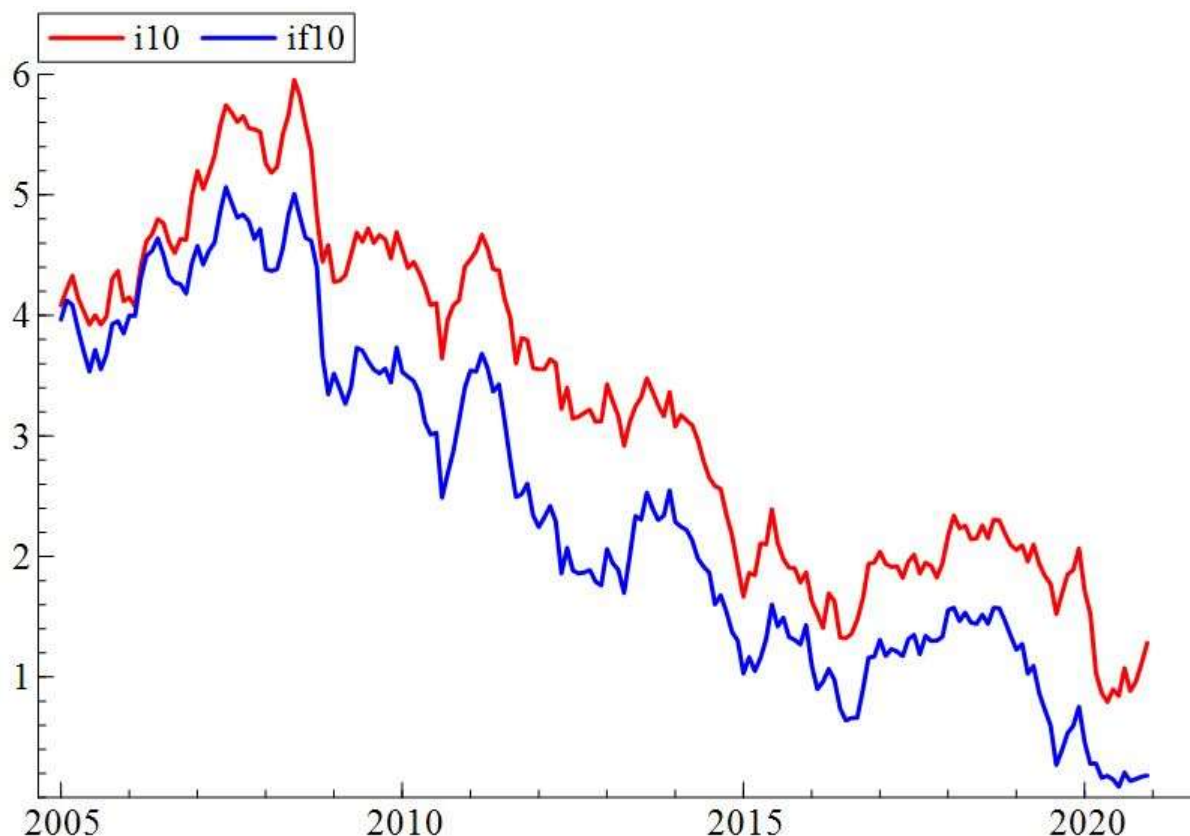
På den lange renten har Akram (2020) brukt tall fra Thomson Reuters Eikon. Produktene var ikke tilgjengelig via studentversjonen på NTNU-biblioteket, derfor har jeg valgt å lage en indeks basert på tall fra Bloomberg istedenfor. Ved å benytte 10-års renteswaper, på samme måte som for den korte renten, har jeg laget en vektet indeks og istedenfor 1-års renter har jeg benyttet 10-års renteswapene til de 7 største handelspartnerne med samme vektning som for den korte renten IF1. Tickerne til renteproduktene jeg benyttet til å lage både den korte og den lange renteindeksen er spesifisert i kapittel 8.2 Datakilder.

4.3.3 Grafisk fremstilling av rentene



Figur 6: Plott over den kortsiktige (I1, 1-års) norske innenlandsrenten og den kortsiktige (IF1, 1-års) utenlandske interbankrenteindeksen. Tallmaterialet er hentet fra Bloomberg.

Ut ifra figur 6 kan man se at både den kortsiktige norske renten og kortsiktige utenlandske renteindeksen er stigende frem til finanskrisen i 2008, hvor de faller kraftig. I årene etter, holder begge typer renter seg relativt lave med en generelt fallende trend frem til i 2020. I mars 2020 faller begge rentetyper ganske markant, den utenlandske 1-års renteindeksen blir faktisk negativ, og den norske faller også til ett minimum. Disse forhold fører til at bankene får billigere finansiering noe som igjen har innvirkning på bankenes utlånsrenter som stimulerer til aktivitet som man igjen kan anta øker etterspørselen etter penger. Det er av interesse å legge merke til at den norske renten ligger over den utenlandske renteindeksen unntatt i perioden før finanskrisen.



Figur 7: Plott over den langsiktige norske innenlandsrenten (I10, 10-års) og den langsiktige utenlandske interbankrenteindeksen (IF10, 10-års). Tallmaterialet er hentet fra Bloomberg.

Av figur 7 ser man at også den utenlandske lange renteindeksen har et maksimum sentrert om finanskrisen i 2008, deretter faller begge rentene mer eller mindre gradvis til 2020, som etterfølges av ett brått fall i den siste perioden av tallsettet. Den lange norske renten ligger generelt vesentlig høyere enn den utenlandske. Figur 7 viser også at det er en grov, men prinsipiell overenstemmelse i utviklingen mellom den norske og den utenlandske interbankrenten, nemlig at rentene har siden finanskrisen blitt lavere. Dette betyr at bankenes finansiering har blitt billigere. Konklusjonen basert på disse figurene med renteutviklingen i Norge og internasjonalt de siste årene er at i tillegg til at pengemarkedsrentene har falt kraftig, har også den internasjonale renteindeksen falt.

4.4 Volatilitetsindekser

En volatilitetsindeks er et mål på et markeds relative ustabilitet. Det vil si hvor sannsynlig det er at et marked vil oppleve brå, uventede prisbevegelser. Jeg tar for meg følgende volatilitetsindekser som er inkludert i dette arbeidet:

VIX indeks. Den er notert på Chicago Board Options Exchange (CBOE) og ble lansert i 1993. Indeksen er et viktig mål på den forventede volatiliteten i det amerikanske aksjemarkedet. Denne var i utgangspunktet laget for å måle markedets forventninger ifølge 30-dagers volatilitet i S&P 100 indeksens opsjonspriser. I 2003 ble VIX oppdatert til å følge opsjoner på S&P 500 indeksen isteden som er hovedindeksen for amerikanske aksjer i dag. VIX blir i media litt folkelig kalt for «fryktindeksen» for å beskrive situasjonen i det amerikanske aksjemarkedet og den geopolitiske situasjonen i verden⁸.

CVIX indeks. Currency VIX, er en volatilitetsindeks lansert av Deutsche Bank (i 2007) som fungerer som ett mål på hvor mye volatilitet som forventes i markedet for valutahandel. Produktet er på mange måter en slags VIX kopi, hvor man istedenfor å fokusere på S&P 500, CVIX indeksen ser på valutavolatilitet i valutakryssene: EURUSD, USDJPY, GBPUSD, USDCHF, USDCAD, AUDUSD, EURJPY, EURGBP og EURCHF⁹.

FXV-EM indeks. Dette er en indeks som Storbritannias tredje største bank, Barclay's har laget. Banken er en global finanstjenesteleverandør som opererer i Europa, USA, Asia og Afrika. FXV-EM indeksen måler volatilitet i valutaene til fremvoksende markeder (Akram 2020)¹⁰.

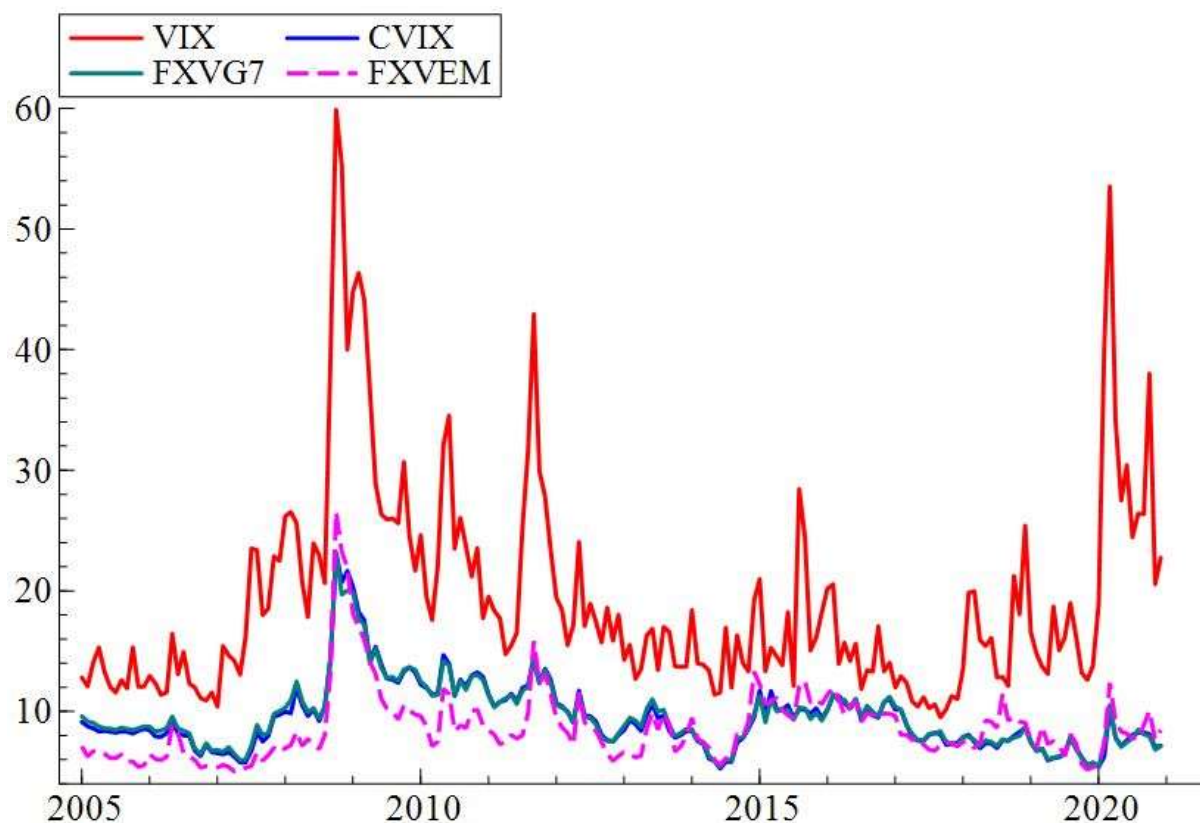
FXV-G7 indeks. Dette er en indeks som den nest største amerikanske banken, JP Morgan har laget. Indeksen måler valutavolatilitet for G7-landene inkludert Canada, og er dominert av volatilitet i de fire viktigste valutaene USD, EURO, YEN og PUND sterling (Akram 2020).

I figur 8 har jeg laget en sammenstilling av den historiske utviklingen til disse fire volatilitetsindekser basert på data jeg har innhentet fra Bloomberg. Av diagrammet fremgår det at utviklingen i perioden januar 2005 til desember 2020 har vært preget av relativt lav volatilitet. Den har imidlertid steget mye når det har vært kriser fordi da økte den forventede volatiliteten i de forskjellige underliggende markedene som de respektive indeksene måler volatilitet for. Den første krisen som er svært tydelig er finanskrisen i 2008, 2009, eurokrisen i 2011 og ikke minst koronakrisen 2020. Som man ser av sammenstillingen av kurvene er det mye mer bevegelse i VIX enn i de tre andre indeksene. Dette skyldes nok at VIX måler aksjevolaatilitet som i utgangspunktet er mer volatilt og preget av større bevegelser enn valuta.

⁸ <http://www.cboe.com/micro/vix/vixwhite.pdf>

⁹ <http://cbs.db.com/new/docs/DBGuideToFXIndices.pdf>

¹⁰ <https://indices.barclays/IM/21/en/efsdocument.app?documentId=66&filename=2017-05-10+Restatement+Barclays+FX+Volatility+Indices.pdf>



Figur 8: Plott over den historiske utviklingen til volatilitetsindekser i perioden fra 2005 til 2020 basert på data innhentet fra Bloomberg.

4.5 Mål på geopolitisk risiko

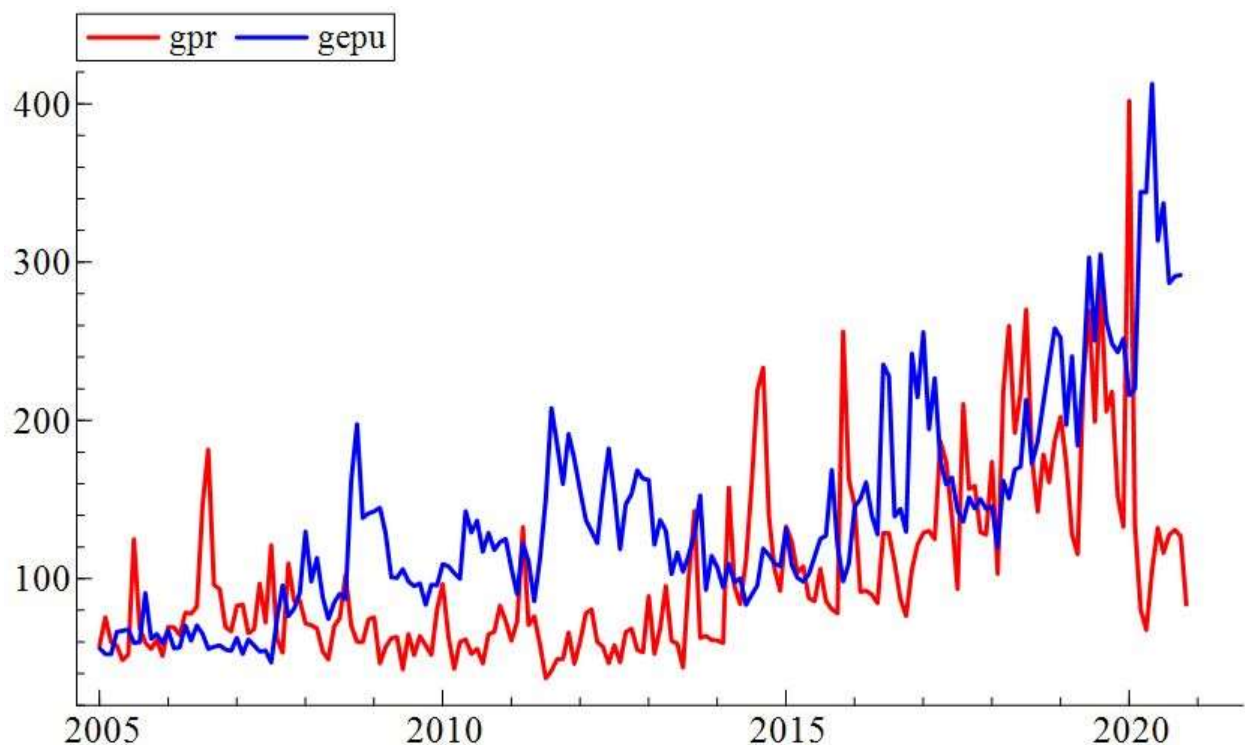
Geopolitisk risiko handler i denne sammenheng om forholdet mellom internasjonal politikk, kriser og politisk uro. I dette arbeidet inkluderer jeg to indekser som har som mål å fange opp geopolitisk risiko. Begge disse indeksene, som beskrevet under, gir en målestokk på den geopolitiske uroen i verden, som igjen kan påvirke verdens økonomi og multinasjonale aktører.

GPR-indeks. GPR (Geopolitical Risk Index) er beskrevet av Caldara & Iacoviello (2018), og basert på et automatisk tekstsøk i følgende 11 internasjonale avisers arkiver: The Boston Globe, Chicago Tribune, The Daily Telegraph, Financial Times, The Globe and Mail, The Guardian, Los Angeles Times, The New York Times, The Times, The Wall Street Journal og The Washington Post. GPR-indeksen går tilbake til 1985, gis ut månedlig, og fanger opp hvor ofte nøkkelord som uttrykker den geopolitiske risikoen i verden nevnes i hver avis per måned. Nøkkelordene som benyttes for å fange opp geopolitisk risiko i avisenes arkiver, deles opp i følgende seks grupper basert på disse uttrykk: militært relaterte spenninger, atomkonflikt, krigs-

og terrorismetrusler og faktiske geopolitiske hendelser, fremfor bare risikoen for dem slik som faktiske terroranslag og start av krig¹¹.

GEPU-indeks. GEPU (Global Economic Policy Uncertainty) er en vektet indeks som består av 21 lands individuelle EPU indeks som lages ved at man ser på frekvensen av hvor ofte et lands innenlandske aviser nevner trioen økonomi (E), politikk (P) og usikkerhet (U). Det vil si at hver månedlig indeks for hvert land sier noe om hvor stor del av avisartiklene i landet som inneholder noe om økonomisk politisk usikkerhet i den måneden¹².

Som man kan se av plottene i figur 9, har indeksene for geopolitiske risiko økt, først langsomt gjennom perioden 2005 til 2015, deretter raskt frem mot 2020. Den markerte stigningen av begge disse indeksene reflekterer hvordan verdens økonomi ble påvirket spesielt da indeksene nådde en topp under uroen som oppsto ved USA/Trumps handelskrig med Kina, som var på sitt sterkeste i 2019. De to indeksene følger hverandre grovt sett, men GEPU synes å ha reagert kraftig på finanskrisen (2008) og koronakrisen (2020) mens GPR har mye mindre dramatisk reaksjon.



Figur 9: Plott over den historiske utviklingen til de to geopolitiske risikoindeksene GPR (Geopolitical Risk Index) og GEPU (Global Economic Policy Uncertainty Index).

¹¹ <https://www.matteoiacoviello.com//gpr.htm#overview>.

¹² https://www.policyuncertainty.com/global_monthly.html.

4.6 Enhetsrøtter (Unit root)

For å sjekke om variablene er stasjonære benytter jeg Augmented Dickey-Fuller testen som beskrevet i kapittel 3.3. mens resultatene er vist tabell 1. Av denne fremgår om variablene som er benyttet er stasjonære eller ikke. Følgende variabler viser seg å være stasjonære: geopolitisk risk indeksen (LGPR), volatilitet i fremvoksende markeder (LFXVEM), volatilitet i indeksen som måler valutavolatilitet for G7 landene (LFXVG7), aksje-volatilitetsindeksen (LVIX), oljepris etterspørsel (OPDEM), oljepris tilbud (OPSUP), oljepris residual (OPRES) som gjelder både på 1% og 5% signifikansnivå. Følgende variabler er ikke stasjonære: Nominell effektive valutakurs (LNEER), kortsiktig og langsiktig rentedifferanse (I1-IF1, I10-IF10), oljeprisen (Lop), den globale usikkerhetsindeksen (LGEPU), og valuta-volatilitetsindeksen (LCVIX)¹³.

Tabell 1: Augmented Dickey-Fuller testen av stasjonaritet av variablene. Forkortelser er forklart i teksten.

Variabelnavn	5%	1%
LNEER	Nei	Nei
IF-IF1	Nei	Nei
IF-IF10	Ja	Nei
LOP	Nei	Nei
OPDEM	Ja	Ja
OPSUP	Ja	Ja
OPRES	Ja	Ja
LGPR	Ja	Ja
LGEPU	Nei	Nei
LFXVEM	Ja	Ja
LFXVG7	Nei	Nei
LCVIX	Nei	Nei
LVIX	Ja	Ja

¹³ Variabler med L foran betyr at de er satt i logaritmisk form for å oppnå linearitet.

5 Resultater

5.1 En-liknings Johansen

Etter prøving og feiling med en multivariat modell, kom jeg frem til at det ville være mer hensiktsmessig å lage en En-liknings modell. Resten av resultatene fremkommer fra denne modelleringsmetoden spesifikt med sikte på de to modellene jeg har hentet fra Akram (2020). Forsøket på multivariat modell er lagt i appendiks kapittel 9.

Som diskutert tidligere, multiple equation modellering kunne ikke gjennomføres. Grunnen er at problemer med at feilspesifikasjonstestene slår ut, hvilket signaliserer at modellen blir feilspesifisert som flerlikningsmodell. Disse resultatene ligger vedlagt i appendiks 9.5. Derfor lager jeg en single equation modell med pålagt eksogenitet. Til dette benytter jeg metoden foreslått av Johansen (kapittel 3.5) som har spesialtilfellet hvor man pålegger eksogenitet. Modellene under er basert på data for perioden fra 2005(5) frem til 2019(10), slik at man kan lage prognose på det siste året i datasettet.

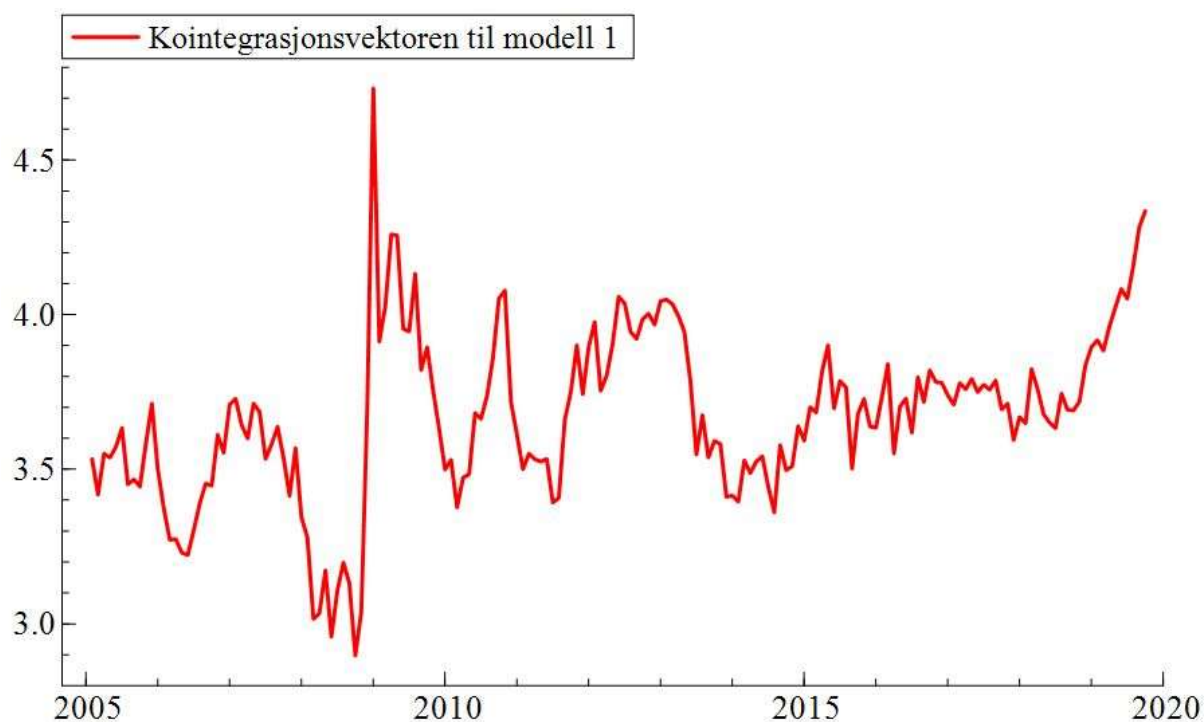
5.2 Kointegrert VAR analyse

I dette trinnet benytter jeg en kointegrert VAR analyse på En-liknings modellen for å se om man kan sette restriksjoner på noen av variablene dersom de ikke er signifikante. Først så differensierer jeg samtlige variabler, setter inn disse som ubegrenset (*unrestricted*) variabler, og deretter legger inn alle variablene med en periodes tidsforskyvning (én lag). For å undersøke hvilke variabler som er signifikante, ser jeg på beta / standardavviket til beta. For at variablene skal være signifikante må denne verdien være over 1.96, og samtidig bør alfa være så høy som mulig.

Her settes logaritmen av NEER til 1, mens de 1 periode tidsforskjøvnene (1 lag) som ikke er signifikante settes til 0. Dette vil da si at man setter restriksjoner på variablene som ikke er signifikante (altså setter de lik 0) i en kombinasjon som beholder en så høy alfa som mulig. Dette blir gjort slik at man sitter i igjen med en CIa (kointegrasjonsvektoren), som er avviket fra langtidsløsningen (feilkorrigeringsleddet). Denne kointegrasjonsvektoren med ett lag kan man sette inn i den dynamiske modellen, og da ender man opp med en feilkorrigeringsmodell (ECM). Deretter settes ECM beregningen fra den kointegrerte VAR-analysen inn i en Full Information Maximum Likelihood (FIML) beregning, slik at man får en beregning som kan bedre modellens resultat. Man kan også lage prognoser basert på FIML, og her vil disse være basert på differensierte variabler og disse rapporteres i tabell 2 og 4 for de to modellene.

5.3 Kointegrert VAR og FIML modell 1

Det første trinnet er en kointegrert VAR analyse for å finne ut om man kan utelate noen av variablene. Her satte jeg logaritmen NEER=1, og deretter satte jeg de ikke signifikante variabler forsøksvis til 0 for å se hvordan dette påvirket systemet. Til slutt endte jeg opp med å ikke sette noen til 0 da det ville senke alfa veldig mye. Dette skyldes nok at modellen inneholder bare tre variabler I1-IF1, I10-IF10 og logaritmen til oljeprisen (LOP). Figur 10 viser resultatet av kointegrert VAR analyse på modellen min. Figuren indikerer stasjonærhet, men viser også et sannsynlig bruddpunkt ved overgangen fra 2008 til 2009.



Figur 10: Diagram for kointegrasjonsvektoren til FIML modell 1 i perioden fra 2005 til 2020.

Med utgangspunkt i den kointegrerende vektoren for modell 1, defineres feilkorrigeringsleddet (avviket fra langtidsløsningen) C_{1a} gitt ved:

$$C_{1a} = \text{"LNEER"} - 0.480818172397066 * \text{"I1-IF1"} + 1.54549318792989 * \text{"I10-IF10"} - 0.385557184398164 * \text{"LOP"}.$$

Den kointegrerende vektoren setter jeg så inn i modellen sammen med de differensierte variablene og utfører en FIML.

Avviket til langtidsløsningen gir følgende tolkning. For det første, C_{1a} skal korrigere for langtidseffektene som de forskjellige variablene har på NEER i modell 1: effekten de korte rentene (I1-IF1) har på NEER er $-0.48*(I1-IF1)$; de lange rentenes effekt på NEER er

1.54*(I10-IF10); effekten av oljeprisen på NEER er 0.38*(LOP). Ut ifra denne kan det se ut som at det er de lange rentene som har størst effekt på NEER. Dernest kommer de korte rentene og til slutt oljeprisen som har minst effekt. Tabell 2 viser resultatet av FIML hvor det fremgår likningen til den differensierte logaritmen (L) til NEER (DLNEER). Merk også at D før variabelnavn betyr at variabelen er differensiert, og L betyr logaritmen til variabelen.

Tabell 2: Resultater for DLNEER fra FIML modell 1.

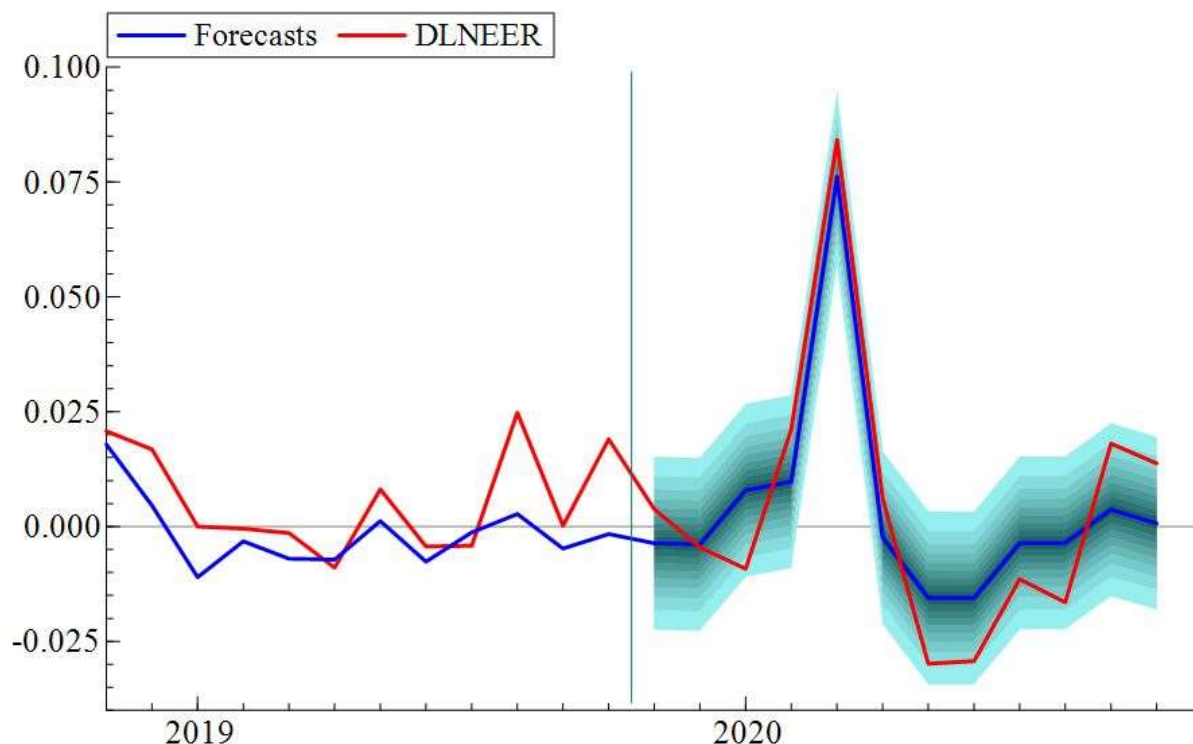
	Koeffisient	Std.Error	t-value	t-prob
CIa_1	-0.00453526	0.003296	-1.38	0.1706
KONSTANT	0.0181542	0.01213	1.50	0.1363
DI1-IF1	-0.0351634	0.006837	-5.14	0.0000
DI10-IF10	-0.00221453	0.008923	-0.248	0.8043
DLOP	-0.0631783	0.01042	-6.06	0.0000

Resultatene av koeffisientene forteller følgende: Den estimerte koeffisienten for CIa_1 er negativ. Det vil derfor skje en korrigerende mot langtidslivevekten, så ved bruk av denne modellen finner man en signifikant korrigerende til avviket fra den langsiktige likevekten. Tabell 2 viser resultatene av DLNEER slik: en enhetsøkning i den korte rentedifferansen DI1-IF1 fører til en økning på 3.5% i NEER; en enhetsøkning i den lange rentedifferansen DI10-IF10 fører til en økning på 0.22% i NEER; en enhetsøkning i DLOP (den differensierte likningen til logaritmen til oljepris) fører til 6% økning i NEER.

Felles for alle disse økninger er at alle er negative, hvilket betyr at endringer vil ha en appresierende effekt på NEER. En eventuell økning i NEER vil bety en depresiering av den norske kronen. Dette er svar som peker i samme retning som det Akram (2020) fant. Det viser at økning i rentedifferanser i de kortsiktige og langsiktige rentene, er forhold som ser ut til å ha en sammenheng med depresiering i den nominelle vekslingskursen til NOK. Andre ting som er verdt å merke seg er at CIa_1 har t-verdi lik -1.38, og dette innebærer at denne modellen ikke gir signifikant korrigerende i forhold til langtidslivevekten. Hvis man ser bort ifra at modellen ikke er signifikant, og kun betrakter forskjellene i koeffisientene, så kommer det frem at i motsetning til Akram (2020) får man økt rentedifferanse i korte renter, som har en høyere effekt på NEER enn en økning i den lange renten.

5.3.1 Prognose fra modell 1

Den estimerte prognose for DLNEER i FIML modell 1, er vist i figur 11. Den er kalkulert på basis av variablene NEER, DI1-IF1, DI10-IF10 og DOP i datasettet og lager en prognose for de 12 siste periodene av tidsserien.



Figur 11: FIML modell 1 som viser prognosen av DLNEER fra oktober 2019 til og med oktober 2020. Den røde linjen viser de faktisk observerte verdiene til DLNEER, mens den blå linjen er prognosen. Det turkise feltet viser standardavviket i området for prediksjon.

FIML modell 1 til DLNEER viser at prognosen og den faktisk observerte verdien for DLNEER følger hverandre generelt gjennom perioden fra oktober 2019 til og med oktober 2020, som det også fremgår av figur 11. Gjennom den etterfølgende ettårsperioden med prognosen, ligger kurven for prognosen og den faktisk observerte verdien for DLNEER oppå eller nær hverandre som det også sees av figuren hvor kurvene for begge disse verdiene ligger innen det turkise feltet som representerer standardavviket. Dette tyder på at prognosen er adekvat for modell 1 når det gjelder videre utvikling av DLNEER, noe som tabell 3 også bekrefter.

Tabell 3: Verdiene fra prognosene for FIML modell 1.

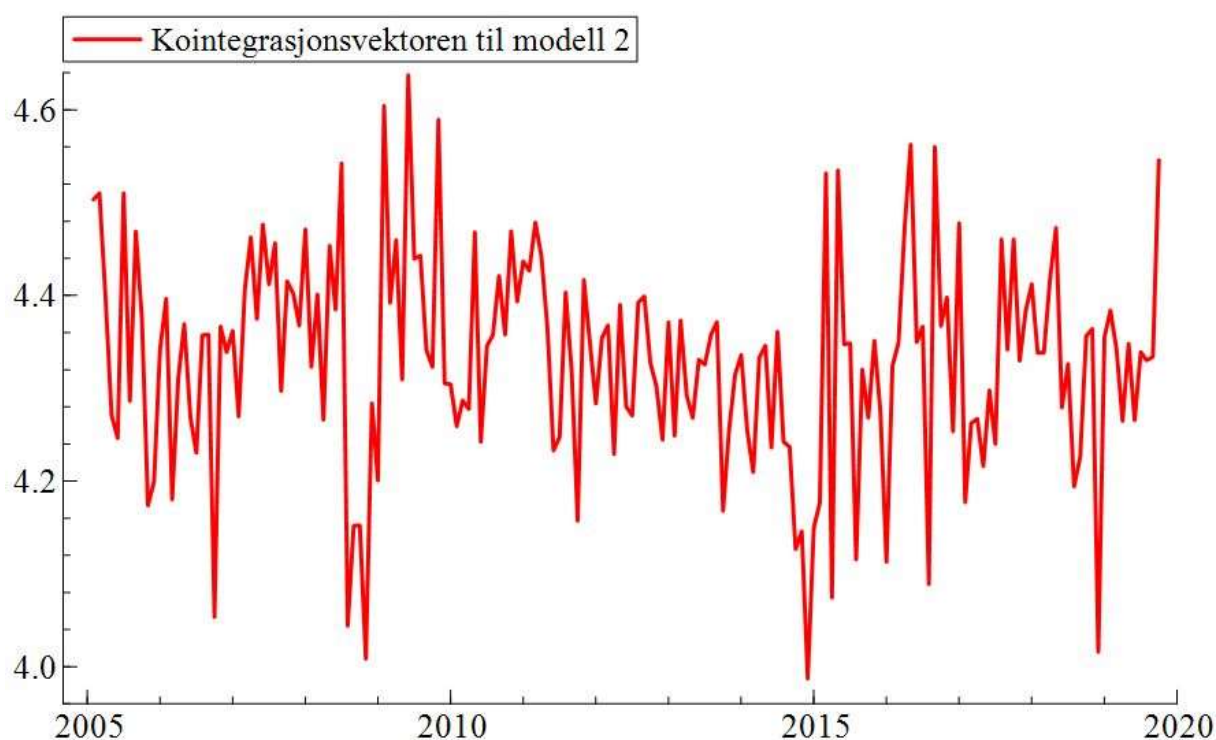
Mean (Error)	-0.00032090	RMSE	0.011588
SD (Error)	0.011584	MAPE	84.542

5.4 Kointegrert VAR og FIML modell 2

Her følges samme fremgangsmåte som for modell 1, men jeg har her en modell som inkluderer geopolitisk risiko, oljeprisfaktorer som etterspørsel, tilbud og residualen til oljeprisen, samt volatilitetsindekser. Her settes logaritmen av NEER til 1, mens de 1 periode tidsforskjøvede (1 lag) oljepris tilbud, oljepris residual, logaritmen til GPR, logaritmen til CVIX og logaritmen til VIX settes til 0, da de ikke er signifikante. Ut fra dette får jeg følgende vektor:

$$CIa = \text{"LNEER"} -0.0877592697301532 * \text{"I1-IF1"} + 0.351770187826728 * \text{"I10-IF10"} + 7.78854215574138 * \text{"OPSUP"} - 0.120984229015733 * \text{"LGEPU"} - 0.153467057280966 * \text{"LFXVEM"} + 0.217187768090298 * \text{"LFXVG7"}.$$

CIa er avviket fra langtidsløsningen (feilkorrigeringsleddet) som de forskjellige variablene har på NEER i modell 2, og disse kan tolkes slik: effekten av de korte rentene er $-0,0877*(I1-IF1)$; de lange rentenes effekt på NEER er $+0,3517*(I10-IF10)$; effekten av oljetilbud på NEER er $+7.7885*(OPSUP)$; effekten av LGEPU på NEER er $-0.1209*LGEPU$; effekten av LFXVEM på NEER er $+0.2171*(LFXVEM)$; effekt av LFXVG7 på NEER er $+0.2171*(LFXVG7)$.



Figur 12: Diagram for kointegreringsfaktoren av FIML modell 2 i perioden fra 2005 til 2020.

Av diagrammet på figur 12 fremgår at vektoren er relativt stasjonær med antydning til brudd rundt 2008, 2015 og 2019. Ut ifra denne får man en likning til den kointegrerende vektoren Cla som man setter inn i FIML på samme måte som for modell 1. Tabell 4 gir en oversikt over resultatene fra FIML for DLNEER i modell 2. Cla_1 settes deretter inn i FIML. Tabellen viser resultatet av FIML hvor det fremgår likningen til den differensierte logaritmen til NEER (DLNEER).

Tabell 4: Resultatet fra FIML for DLNEER av modell 2.

	Koeffisient	Standardavvik	t-value	t-prob
Cla_1	-0.0668528	0.009321	-7.17	0.0000
KONSTANT	0.290704	0.04033	7.21	0.0000
DI1-IF1	-0.0296299	0.007013	-4.22	0.0000
DI10-IF10	-0.0101679	0.009280	-1.10	0.2748
DOPDEM	-0.130295	0.07863	-1.66	0.0994
DOPSUP	-0.322952	0.05800	-5.57	0.0000
DOPRES	-0.160616	0.07478	-2.15	0.0332
DLGPR	-9.82389e-05	0.002595	-0.0379	0.9698
DLGEPU	0.00689773	0.004925	1.40	0.1633
DLFXVEM	0.00203874	0.009342	-0.218	0.8275
DLFXVG7	0.0237226	0.04361	0.544	0.5872
DLCVIX	-0.0241924	0.04112	-0.588	0.5571
DLVIX	0.000943300	0.005702	0.165	0.8688

Merk at D før variabelnavn betyr at variabelen er differensiert

Resultatet av koeffisientene forteller følgende: Den estimerte koeffisienten for Cla_1 er -0.0668 som er en negativ verdi. Det vil derfor skje en korrigering mot langtidslikevekten. T-verdien til estimert parameter foran dette leddet er -7.17, så ved bruk av denne modellen finner man en signifikant korrigering til avviket fra den langsiktige likevekten.

En enhetsendring både i de korte og det lange rentene vil ha en positiv effekt på NEER med henholdsvis 2.9% på de kortsiktige rentene og 1.0% på de langsiktige. Dette er i overensstemmelse med den forventning, at hvis rentedifferansen øker så vil NEER appresiere. Som tidligere nevnt i kapittel 3.1, appresiering av NEER vil bety at vekslingskursen for NOK svekker seg mot utlandet. Av oljefaktorene vil en enhetsendring i etterspørsel føre til en 13 % økning. Mens en enhetsendring i tilbud vil resultere i 32% økning og i residuale føre til 16% økning i NEER.

DLGPR effekten av den differensierte logaritmen til geopolitisk risiko er svært nær null og dermed ikke signifikant.

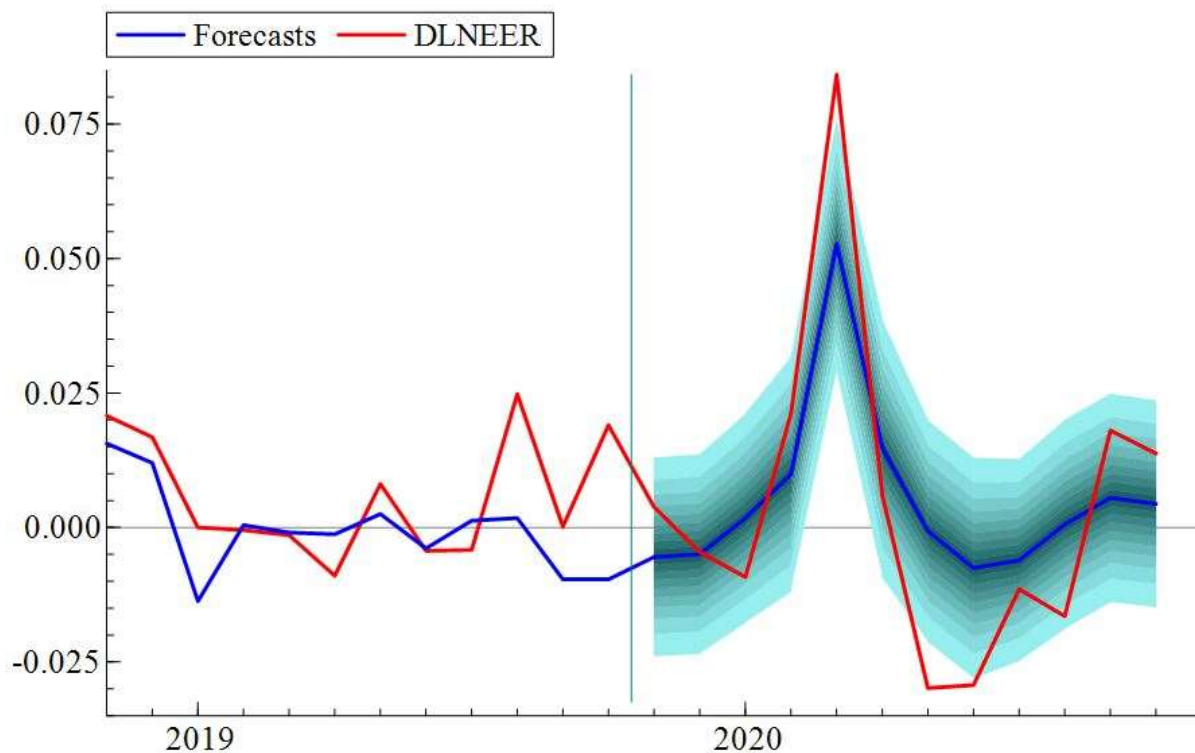
DLGEPU viser at hvis den geopolitiske risikoindeksen GEPU øker med en enhet så faller NEER med 0.68% prosent. Dette gir også mening siden det er naturlig å tenke seg at økt geopolitisk risiko vil ha en påvirkning på en mindre valuta som den norske kronen.

Blant de forskjellige volatilitetsindeksene to har positiv og to har negativ effekt på NEER. De to med positiv effekt er FXVEM og CVIX på henholdsvis 0.20% og 2.4%. De to med negativ effekt er FXVG7 og VIX på henholdsvis 2.3% og 0.094%.

De signifikante variablene er Cla_1 , Konstant, DI1-IF1, DOPSUP og DOPRES. Også her er flere av variablene ifølge t-verdiene ikke signifikante, slik som DI10-IF10, DOPDEM, DLGPR, DLGEPU, DLFVEM, DLFVG7, DLCVIX og DLVIX. I motsetning til Akram (2020) finner jeg også i modell 2 at den korte rentedifferansen (-0.0296299) har en større effekt enn den lange (-0.0101679) som for øvrig heller ikke er signifikant.

5.4.1 Prognose fra modell 2

Den estimerte prognosen for DLNEER i FIML modell 2, er vist i figur 13. Den er kalkulert på samme måte som i modell 1, men med de 11 variablene DI1-IF1, DI10-IF10, DOPDEM, DOPSUP, DOPRES, DLGPR, DLGEP, DLFVEM, DLFV7, DLCVIX, DLVIX og lager en prognose for de 12 siste periodene av tidsserien.



Figur 13: FIML modell 2 som viser utviklingen av DLNEER fra oktober 2019 til og med oktober 2020. Den røde linjen viser de faktisk observerte verdiene til DLNEER, mens den blå linjen er prognosen. Det turkise feltet viser standardavviket i området for prediksjon.

Som det også fremgår av figuren, prognosen og de observerte verdiene til DLNEER følger hverandre med større og mindre avvik i perioden fra oktober 2019 til oktober 2020. Det som er vært å merke seg her er at DLNEER i prognoseområdet befinner seg utenfor det turkise feltet for standardavvik mens i modell 1 lå den innenfor. I tabell 5 ser man også at verdiene til prognosen er vesentlig dårligere her enn i den foregående modell 1.

Tabell 5: Verdiene fra prognosene for FIML modell 2.

Mean (Error)	-0.0015668	RMSE	0.016556
SD (Error)	0.016482	MAPE	88.860

6 Diskusjon av resultatene

Datagrunnlaget som er brukt i oppgaven omfatter valutakurser, oljeprisen, oljeprisfaktorer, kortsiktige og langsiktige renter, volatilitetsindekser og mål på geopolitisk risiko. Disse kan betraktes som faktorer som vi antar kan påvirke hverandre gjensidig gjennom tid. Dataene er hentet fra Bloomberg, Norges Bank og New York Fed's Oil Price Dynamics report.

Av datapresentasjonen fremgår at NEER-indeksen for den norske kronen har et markert kursfall i 2008, som tilsvarer finanskrisen. Den er etterfulgt av en reduksjon i NEER som kulminerer rundt 2013/2014, og fortsettelsen er en stigning frem til 2020 (figur 3). En stigende NEER indeks betyr at kronen svekker seg mot utenlandske valutaer. Oljeprisen har vært ganske volatil i perioden 2005 til 2020 med en økning til et toppunkt i 2008 og plutselig fall til et minimum. Etter en stigning kom en ny kollaps i årsskiftet 2015-2016. Deretter stiger den frem til midten av 2018. I begynnelsen av 2020 ser man ett markant fall ned mot 0, med begynnende stigning etterpå (figur 4). Av sammenligning av oljeprisen med den importveide valutaindeksen fra Norges viktigste handelspartnere fremgår at den norske kronen har svekket seg i takt med svekkelsen i oljeprisen i perioden 2015 til 2020.

Kronekursen påvirkes av rentenivået, og dens utvikling er vurdert med hensyn til både den kortsiktige (1-års) og langsiktige (10-års) interbankrenten. I Norge viser begge disse typer renter stigende trend frem til finanskrisen i 2008 (figur 6 og 7). Like etter dette faller rentene kraftig, og etterpå fortsetter de i en jevnt fallende trend frem til mars 2020. Ved dette tidspunkt faller rentene plutselig til et minimum, som førte til at bankene har fått billigere finansiering noe som igjen har innvirkning på bankenes utlånsrenter som stimulerer til økt aktivitet. I videre forstand vil dette også øke etterspørselen. Også den internasjonale interbankrentene har et maksimum rundt finanskrisen i 2008 etterfulgt av fall av begge rentetyper, som fortsetter i en flatere trend til 2020 (figur 6 og 7). Deretter følger et brått fall der den kortsiktige renten får negativ verdi. Av sammenligningen fremgår at det er en grov, men prinsipielt relevant overenstemmelse i utviklingen mellom den norske og den utenlandske av interbankrenten. Dette betyr at bankenes finansiering har blitt billigere. Av sammenligningene fremgår det typiske forhold at kraftige fall i pengemarkedsrenten NIBOR i Norge, er koblet til fall i den internasjonale renteindeksen.

Dataene er testet med forskjellige metoder for blant annet seriekorrelasjon, heteroskadasitet AIC, BIC, HQ og enhetsrøtter som beskrevet i oppgavens metodedel, og resultatene av denne

testingen er inkludert i appendiks i alternativ analyse. Etter testingen ble dataene satt inn i kointegrert VAR modell 1 og 2. Dette resulterte i en feilkorrigeringsmodell (ECM) og til slutt to FIML-modeller for å komme frem til resultatene. En av ulempene ved en slik modell er at man pålegger restriksjoner, hvilket vil si at man ikke kan forkaste at en variabel er null. Alternative analyser er inkludert i appendiks, kapittel 10.

Resultater av modell 1 og 2 viser en generell overensstemmelse med Akram (2020) sine resultater og indikerer at modellene kan anvendes for forutsigelse om NEER. Svakheten ved min modellering synes å være at flere av variablene ser ut til å være ikke signifikante. I tillegg har Akram gjort FMOLS modellering, mens jeg gjorde en-liknings modellering med pålagt eksogenitet, noe som kan ha ført til forskjeller i signifikans og/eller anvendbarhet. Ett annet problem er at mine resultater både i modell 1 og 2 ikke har signifikante verdier. Dette kan skyldes at jeg har en lenger tidsperiode, 2005 til 2020, som også har med de forskjellige krisene, hvorav de mest markante er 2008, 2015-2016 og 2020. Jeg forsøkte å inkludere tidsdummyer for å se om disse hadde noen effekt på resultatet ved å motvirke effekten av kriser og skift i trender i tallsettet. Men programvaren jeg brukte ga ikke uttrykk for at det skulle være nødvendig og dermed ble det ingen forbedring av resultatet. Ut fra dette antar jeg at jeg får såpass store forskjeller i mine resultater i forhold til Akram (2020) fordi han benytter ett kortere tallsett (2010-2018) hvor det er færre kriser inkludert.

Forskjellen mellom modell 1 og 2, er at i modell 2 er det lagt inn faktorer om risiko slik som geopolitisk risiko, volatilitets indekser, samt oljeprisfaktorer som etterspørsel, tilbud og residualet til oljeprisen. Selv om man har lagt inn disse usikkerhetsfaktorene, så viser resultatene klart forskjell mellom de to modellene. Av resultatene kommer det frem at disse variablene har en påvirkning på NEER. Men man ser også av t-verdiene at variablene ikke er signifikante.

Resultatene i modell 1 tilsier at en enhetsøkning i den kortsiktige rentedifferansen DI1-IF1 fører til en økning på 3.5% i NEER, mens en enhetsøkning i den langsiktige rentedifferansen DI10-IF10 fører til en økning på 0.22% i NEER, og en enhetsøkning i DLOP fører til 6% økning i NEER. Disse resultater peker i samme retning som funnene som er beskrevet i Akram (2020), dog med betydelig lavere effekt på alle variablene. Denne forskjellen i effekt kan muligens tilskrives det forhold at her er det brukt en en-likningsmodell som kanskje ikke fanger opp de forskjellige variablene like godt som en FMOLS modell som Akram har benyttet.

Resultatene av modell 2 viser også at en enhetsendring i rentedifferansen i de kortsiktige og de langsiktige rentene vil ha en positiv effekt på NEER på henholdsvis 2.9% på de korte og 1.0% på de lange rentene. Dette gir mening med tanke på at hvis rentedifferansen øker så vil valutaen depresierte, som er de samme funnene som Akram (2020) rapporterer. Av oljefaktorene vil en enhetsendring i etterspørsel føre til 13% økning. Mens en enhetsendring i tilbud vil føre til 32% økning og residualet vil gi 16% økning i NEER. Det er også vært å merke seg her at flere av variablene ikke er signifikante. Det er også interessant at hverken målene for geopolitisk risiko eller volatilitet har signifikant effekt i min analyse. Som nevnt i kapittel 2.4.4 er det tidligere gjort funn som peker på at det er en sammenheng mellom bevegelser i valutakurser og økt risiko som følge av økt geopolitisk risiko og økt volatilitet.

Det er også av interesse å sammenligne egnetheten av modell 1 og 2 til å lage prognoser. I tabellene for prognoser ser man at verdiene til forutsigelser er ganske forskjellige, og modell 2 gir en lavere grad av prognose enn modell 1. Også hvis man ser på målene for prognosenes nøyaktighet uttrykt ved RMSE og MAPE, gir modell 1 bedre prognoser enn modell 2. I overenstemmelse med dette er standardavviket for prognosen til modell 1 noe lavere enn til modell 2. Videre viser også de grafiske fremstillingene av prognosene at modell 1 følger bedre den observerte verdien til NEER enn modell 2. Så sett ut ifra dette kan man også si at modell 1 gir en bedre prognose enn modell 2. Det er imidlertid flere signifikante variabler i modell 2, og dette taler for at modell 2 er en bedre spesifisert modell enn modell 1. FIML-diagrammene av de to modellene viser detaljer om de utførte prognosene kan bidra til å forutsi hvordan den norske kronen vil bevege seg. Av den grafiske fremstillingen av resultatene av prognosene ser man at NEER befinner seg innenfor det turkise i område som symboliserer det intervallet der modellen predikerer at NEER skal ligge (figur 11 og 13). I modell 1 befinner kurven for NEER seg innenfor dette intervallet hele prognoseperioden. Mens i modell 2 så beveger NEER seg utenfor det predikerte intervallet to ganger i løpet av perioden prediksjonen dekker.

Når det gjelder videre undersøkelser ville det være nyttig å legge inn tidsdummyer i VECM for alle krisene i undersøkelsesperioden. Dette ville vise om man får en mer signifikant modell. Jeg har ikke fått et slikt resultat når jeg forsøkte meg med tidsdummyer i en-liknings modellen. Men hvis man hadde forsøkt det med VECM kan det hende man ville oppnådd et bedre resultat. Det ville også vært interessant å prøve å lage prognoser basert på VECM for å se hvordan utfallet da ville blitt. Det kunne også være interessant å sette inn variabler for inflasjon, da dette også er noe som påvirker renter og valutakurser, som presentert i kapittel 2.3.1, og også med tanke på kjøpekraftsparitet beskrevet i kapittel 2.3.2.

7 Konklusjon

Datasettet som denne undersøkelsen er basert på dekker tidsintervallet fra 2005 til 2020 og omfatter valutakurser, oljepriser, oljeprisfaktorer, kortsiktige og langsiktige renter, volatilitetsindekser og mål på geopolitisk risiko. Datasettet benyttes til å vurdere hvordan disse faktorene påvirker den norske kronekursen. Undersøkelsen tar utgangspunkt i modellene som er presentert av Akram (2020).

Utvikling av valutakursen i Norge og oljeprisen gjennom undersøkelsesperioden viser stigende og fallende trender avbrutt av markerte fall som ofte kan knyttes til internasjonale kriser. Eksempler er reduksjonen i både valutakursen og oljeprisen i 2008 som reflekterer finanskrisen, og nedgangene i 2020 som markerer Covid-19 pandemien. Sammenhengen mellom oljeprisen og den importveide valutaindeksen gjennom perioden 2015 til 2020 viser, at den norske kronen har svekket seg parallelt med svekkelsen i oljeprisen.

Både den kortsiktig (1-års) og langsiktige (10-års) interbankrenten i Norge og i utlandet viser markerte fall ved finanskrisen i 2008 - 2009 og Covid-19 krisen i 2020. Ved disse hendelsene falt rentene plutselig til et minimum, og førte til at bankene fikk billigere finansiering. Dette igjen hadde innvirkning på bankenes utlånsrenter og stimulerte til aktivitet som man igjen kan anta øker etterspørselen etter penger. Utviklingen av den internasjonale interbankrenten viser prinsipielt samme trend som den norske, og er særlig fremtredende ved at kraftige fall av den internasjonale renteindeksen følges også av fall i den norske pengemarkedsrenten. Dette fremgår av den grafiske fremstillingen som viser at rentebanene følger hverandre.

Volatilitetsindeks er et mål på et markeds relative ustabilitet og risiko. Volatiliteten har vært generelt relativt lav i perioden fra 2005 til 2020, men viste sterk stigning under finanskrisen i 2008 og 2009, Eurokrisen i 2011 og særlig koronakrisen i 2020. Faktoren som har gitt størst utslag er den som måler aksjevolatiliteten. Geopolitisk risiko uttrykker politisk uro og usikkerhet som påvirker verdensøkonomien. Indeksene for dette viser en svak økning fra 2005 til 2015, og deretter en rask økning frem til 2020. Dette kan antageligvis tilskrives eskaleringen av trusler om handelskrig mellom Kina og USA, og annen uro i verden. Men i analysen av modell 2 er ikke disse variablene signifikante.

Datasettet er behandlet i kointegrert VAR modell 1 og 2 og en FIML, og resultatene viser at modellen kan anvendes for forutsigelsen om NEER. Resultatene er generelt i overensstemmelse med de som er rapportert av Akram (2020). En av forskjellene kan skyldes at Akram har gjort

FMOLS modellering mens jeg gjorde en en-liknings modellering. I tillegg kommer at mine resultater både i modell 1 og 2, har ikke signifikante verdier. Dette kan forklares med at mine data dekker en lenger tidsperiode som også inkluderer krisene.

Modell 2 inkluderer usikkerhetsfaktorer som f.eks. geopolitisk risiko og oljeprisfaktorer, mens modell 1 mangler disse. Hvis man sammenligner modellene med hensyn til nøyaktighet i prognoser så viser modell 1 bedre resultat enn 2. Dette er også illustrert i FIML-diagrammene til de to modellene. Men selv med de innlagte faktorene viser analysen ingen vesentlige forskjeller mellom de to modellene, og ut fra dette antas at modell 2 ikke er sensitiv nok til å reagere på disse faktorene.

Analysene i denne oppgaven peker isolert sett i samme retning som Akrams (2020) funn, selv om datasettet i oppgaven dekker en lenger tidsperiode. Resultatene viser at dersom faktorene etterspørsel og tilbud forårsaker en økning i oljeprisen vil den norske krona som en oljeeksporterende valuta styrke seg. Mens det kan se ut som at økt geopolitisk usikkerhet som igjen fører til økte oljepriser har en tendens til å svekke oljeeksporterende lands valuta selv om det ikke er signifikante tall som støtter dette i mitt resultat. Når det gjelder hvorvidt Akrams (2020) modell forklarer valutakursen bra anvendt på mine data, er det tydelig at selv om jeg fikk færre signifikante resultater så peker den grafiske tolkningen av prognosen på at modellen kan predikere kronekursen til en viss grad.

8 Referanser

8.1 Litteraturliste

- Akram, F.Q. (2004). Oil prices and exchange rates: Norwegian evidence. *Econometrics Journal* 7(2), 476-504. doi: 10.1111/j.1368-423X.2004.00140.x
- Akram, F.Q. (2019). *Oil price drivers, geopolitical uncertainty and oil exporters' currencies*. Working paper 15. Norges Bank Research.
- Akram, F.Q. (2020) Oil price drivers, geopolitical uncertainty and oil exporters' currencies. *Energy Economics*, 89.
- Banerjee, A., Dolado, J., Galbraith J.W. & Hendry D.H. (1994). *Co-Integration in Systems of Equations*. In: Co-integration, Error Correction and the Econometric Analysis of Non-Stationary Data. Oxford University Press. kapittel 8.5.8. doi:10.1093/0198288107.001.0001
- Beckmann, J., Czudaj, R. & Arora, V. (2017). *The relationship between Oil Prices and Exchange Rates: Theory and Evidence*. Working paper series, U.S. Energy Information Administration (EIA). s.9.
- Caldara, D. & Iacoviello, M. (2018). *Measuring Geopolitical Risk*. International Finance Discussion Papers 1222. doi: 10.17016/IFDP.2018.1222
- Cashin, P., Céspedes, L. & Sahay, R. (2003). Commodity currencies. *Finance & Development*, 40(1), 45-48.
- Choi, S., & Furceri, D. (2019). Uncertainty and cross-border banking flows. *Journal of International Money and Finance*, 93, 260–274.
- Doornik, J.A. & Hendry, D.F. (2018). *Empirical Econometric Modelling - PcGive™ 14: Volume I*. Timberlake Consultants Ltd
- Enders, W. (2014) Ch. 4. Models with trend. In: *Applied Econometric Time Series*. John Wiley Sons Inc. s. 184.
- Engle, R.F. & Granger C.W.J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation and testing. *Econometrica*, 55(2): 251-276. doi:10.2307/1913236. JSTOR 1913236.

-
- Fratzscher, M., Schneider, D. & Van Robays, I. (2013). *Oil Prices, Exchange Rates and Asset Prices*. CESifo Working Paper Series No. 4264, SSRN:<https://ssrn.com/abstract=2277448>.
- Goldberg, L. & Krogstrup, S. (2018). International Capital Flow Pressures. *IMF Working Paper, WP, 18(30)*, 1-55.
- Golub, S.S. (1983). Oil Prices and Exchange Rates. *The Economic Journal*, 93(371), 576-593.
- Hamilton, J.D. (1983). Oil and the Macroeconomy since World War II. *The Journal of Political Economy*, 91(2), 228–248. doi: 10.1086/261140
- Hiller, D., Ross, S., Westerfield, R., Jaffe, J. & Jordan, B. (2013). *Corporate finance Second European edition* – Foreign Exchange Markets and Exchange Rates. s.840-841. McGraw/Hill.
- Isard, P. (2006). *Uncovered interest parity*. Washington, D.C: International Monetary Fund.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3), 231-254.
- OxMetrics 8. *Integrated econometric and statistical software*. Timberlake Consultants Ltd, www.timberlake.co.uk.
- Saunders, A. & Cornett, M.M. (2012). *Financial Markets and Institutions* (5. utg.). McGraw-Hill/Irwin.
- Steigum, E. (2006). *Moderne Makroøkonomi* (2. utg). Gyldendal Norsk Forlag AS. s. 47.
- Stock, J.H. & Watson, M.W. (2015). *Introduction to Econometrics* (3. utg.). Pearson. ISBN-13:9781292071404.
- Taylor, M.P. (1989). Covered Interest Arbitrage and Market Turbulence. *Economic Journal*, Royal Economic Society, 99(396), 376–391.

8.2 Datakilder

Norges Bank (2021) Imported-weighted krone exchange rate I44 (NEER). Hentet 05.01.2021
[https://www.norges-](https://www.norges-bank.no/en/topics/Statistics/exchange_rates/?tab=currency&id=I44)

[bank.no/en/topics/Statistics/exchange_rates/?tab=currency&id=I44](https://www.norges-bank.no/en/topics/Statistics/exchange_rates/?tab=currency&id=I44)

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) Norsk kort innenlands rente. Norsk 12 måneders nominell penge markeds swap rente (ticker: NKSX1 curncy). Hentet 08.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) Korte renter for Norges 7 største handelspartnere. Følgende renteswaper er benyttet, og Bloomberg tickerene er i parentesene bak de nevnte land: EURO-sonen (ticker: EUSA1 curncy), USA(ticker: USSW1 curncy), Sverige(ticker: SKSW1 curncy), Stor-Britannia(ticker: BPSW1 Curncy), Polen(ticker: PZSW1 curncy), Canada(ticker: CDSW1 curncy) og Japan(ticker:JYSW1 curncy). Hentet 08.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) Norsk lang innenlands rente. Norsk 10-års nominell penge markeds swap rente (ticker: NKSX10 curncy). Hentet 08.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) lange renter for Norges 7 største handelspartnere. Følgende renteswaper er benyttet, og Bloomberg tickerene er i parentesene bak de nevnte land: EURO-sonen(ticker: EUSA10 curncy), USA(ticker:USSW10 curncy) Sverige(ticker: SKSW10 curncy), Stor-Britannia(ticker: BPSW10 Curncy), Polen(ticker: PZSW10 curncy), Canada(ticker: CDSW10 curncy) og Japan(ticker:JYSW10 curncy). Hentet 08.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) Brent olje pris i USD per fat(ticker CO1 comdty). Hentet 10.01.2021

GPR – Geopolitical Risk Index; GPR GPR_NARROW. Dette er en månedlig indeks som måler geopolitisk risiko. Indeksen er laget og oppdatert av D. Caldara og M. Iacoviello. Hentet 05.01.2021 kilde: <https://www.matteoiacoviello.com//gpr.htm>

GEPU – Global Economic policy uncertainty Index. Dette er et brutto nasjonalt produkt vektet for gjennomsnittlig økonomisk politisk usikkerhets-indeks for 20 land. Hentet 05.01.2021 kilde: http://www.policyuncertainty.com/global_monthly.html

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) FXV-EM Barclays' emerging markets currency volatility index (ticker: BXIIVEMG Index). Hentet 10.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) FXV-G7 J.P. Morgan's currency volatility index for G7 countries (ticker: JPMVXYG7 Index). Hentet 10.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) CVIX Deutsche Bank's currency volatility index, som måler implisitt volatilitet i valuta markedet (ticker: CVIX Index). Hentet 10.01.2021

BLOOMBERG TERMINAL. (2021) VIX CBOE volatility index, som måler den forventede volatiliteten i standard & poors 500 indeksen (ticker: VIX index). Hentet 10.01.2021

Federal Reserve Bank of New York, Oil Price Dynamics Report.
https://www.newyorkfed.org/research/policy/oil_price_dynamics_report.html.
Hentet 05.01.2021. (Oljeprisfaktorer fra New York Fed's Oil Price Dynamics report foreligger som ukentlige data, som jeg har transformert til månedlige data.)

Appendiks

I det dette kapitlet har jeg tatt med mine forsøk på modellering med multivariat analyse tilsvarende Akram (2020). Forsøkene gav ikke tilfredsstillende resultater, men jeg har allikevel inkludert dem her for dokumentasjon (kapittel 9). I tillegg har jeg lagd to En-liknings analyser som jeg har tatt med i alternativ analyse (kapittel 10).

9 Multivariat system Johansen

Jeg forsøkte først å lage en multivariat Johansen og resultatene er vist i tabell 6. Da fikk jeg problemer med mye utslag i feilspesifikasjonstestene som det fremgår av tabell 7.

Tabell 6: Resultater av multivariat analyse etter Johansen systemet.

Rank	Trace test (prob)	Max test (prob)	Trace test (T-nm)	Max test (T-nm)
0	547.06 [0.000]**	152.89 [0.000]**	341.52 [0.638]	95.44 [0.001]**
1	394.18 [0.000]**	98.83 [0.000]**	246.07 [0.996]	61.69 [0.543]
2	295.35 [0.017]*	66.27 [0.118]	184.38 [1.000]	41.37 [0.989]
3	229.07 [0.131]	56.05 [0.263]	143.01 [1.000]	34.99 [0.995]
4	173.03 [0.411]	41.84 [0.720]	108.02 [1.000]	26.12 [1.000]
5	131.18 [0.588]	30.98 [0.936]	81.90 [1.000]	19.34 [1.000]
6	100.21 [0.598]	29.16 [0.823]	62.56 [1.000]	18.20 [0.999]
7	71.05 [0.687]	23.84 [0.831]	44.36 [1.000]	14.89 [0.999]
8	47.21 [0.752]	19.97 [0.759]	29.47 [0.999]	12.47 [0.994]
9	27.23 [0.843]	12.09 [0.918]	17.00 [0.998]	7.55 [0.998]
10	15.14 [0.774]	9.01 [0.828]	9.45 [0.984]	5.63 [0.983]
11	6.13 [0.684]	5.35 [0.700]	3.83 [0.910]	3.34 [0.912]
12	0.78 [0.378]	0.78 [0.378]	0.49 [0.486]	0.49 [0.486]

** indikerer 1% signifikansnivå. * indikerer 5% signifikansnivå.

Tabell 7: Resultat av feilspesifikasjonstest for multivariat analyse etter Johansen systemet.

Vector Portmanteau (12):	Chi ² (1183)=	1590.9 [0.0000]**
Vector AR 1-7 test:	F(1183,111)=	1.3238 [0.0299]*
Vector Normality test:	Chi ² (26)=	61.453 [0.0001]**
Vector ZHetero test:	F(1690,449)=	1.1672 [0.0221]*
Vector RESET23 test:	F(338,846)=	1.3273 [0.0007]**

** indikerer 1% signifikansnivå. * indikerer 5% signifikansnivå.

Jeg har allikevel valgt å ta med denne gjennomgåelsen her, for å vise hvorfor jeg går for en enlikningsmodell. Som man kan se av tabell 7 slår alle testene ut. Problemet med den multivariate testen er at man måler alle variablene til å forklare hverandre. Dette øker mulighetene for at man får en feilspesifisert modell. Slik som resultatene viser, slår feilspesifikasjonstestene ut. Hvilket betyr at modellen blir feilspesifisert. En forklaring på dette kan være at jeg ikke har med variabler i modellen som forklarer de andre variablene enn bare valuta.

10 Alternativ En-likningsanalyse

I den følgende analysen er det pålagt svak eksogenitet og valgt en En-likningsmodell fordi det ikke lot seg gjennomføre med en flerlikningsmodell. Alle analyser er gjennomført i OxMetrics 8. i henhold til prosedyrene som er beskrevet av PcGive manual (Doornik & Hendry 2018), og alle formler er hentet derfra. Analysen omfatter to modeller, der modell 1 (hovedmodellen) omfatter variabelen oljepris, modell 2 inkluderer alle variablene for oljepris faktorer, geopolitisk risiko samt volatilitetsindekser.

For å finne ut om jeg har stasjonære variabler i tidsserien benytter jeg Augmented Dickey-Fuller test (beskrevet i kapittel 3.3 og 4.6). Deretter fortsetter jeg med En-liknings modell, hvor jeg setter alt i logaritmisk form slik at alle variablene blir lineære bortsett fra de variablene som er lineære fra før, det vil si renten og oljefaktorene. Følgelig benyttes stor L foran alle variabler som er i logaritmisk form.

10.1 MODELL 1

For å undersøke spørsmålet om det er en sammenheng mellom oljeprisen og den norske kronen skal jeg benytte tidsseriedata for de forskjellige faktorene som antas å påvirke valutakursen og oljeprisen. Metoden er her basert på modellen Akram benyttet i sin rapport fra 2019, og den reviderte utgaven fra 2020. Jeg legger også til noen faktorer som muligens vil forbedre resultatet, blant annet de norske indeksene, som muligens kan være med på å forklare svingningene i valutakursen i NOK. Tidsseriemodellen som jeg skal benytte er hentet fra Akram (2020) og ser slik ut:

$$e_t = \bar{e} - a(i - i^f)_t - \beta(i^L - i^{L,f})_t - \lambda 10p_t + \varepsilon_t \quad (23)$$

Hvor e er logaritmen til den nominelle vekslingskursen, \bar{e} antas å være et konstant skjæringspunkt, $(i - i^f)_t$ og $(i^L - i^{L,f})_t$ representerer spreadene (avstandene) mellom innenlands og utenlands 12-måneders pengemarkeds renter, og 10 års innenlandsk og utenlandsk pengemarkedsrenter. OP er logaritmen til oljeprisen som beskrevet i kapittel 2 Data. ε er et uobservert stokastisk feiluttrykk. De greske bokstavene er koeffisienter som antas å være konstante og positive. Et negativt eller positivt symbol foran en koeffisient indikerer at vekslingskursen er forventet og appresierende eller depresierende når verdien til forklaringsvariablene øker.

For å få ett adekvat svar til løsning, har jeg satt de fleste variablene i logaritmisk form slik at de bli lineære. Rentedifferansene $(i - i^f)_t$ og $(i^L - i^{L,f})_t$ er heretter kalt I1-IF1 og I10-IF10 de er lineære og trenger derfor ikke å settes til logaritmisk form.

10.1.1 Antall tidsforskyvninger (lags) i modell 1

Tidsforskyvninger(lags) som er vist i tabell 8, indikerer hvilke av kriteriene som er lavest og som bør velges. BIC- og HQ-kriteriene anbefaler at man velger systemet med ett lags og basert på dette kan man redusere systemet slik at man har ett lags i modellen. AIC viser at fem lags er den som bør velges basert på AIC-kriteriet, men siden både BIC- og HQ-kriteriet anbefaler ett lag velger jeg å gå videre med dette.

Tabell 8: Oversikt over antall tidsforskyvninger (lags) i modell 1 anbefalt for valg av BIC- og HQ-kriteriene.

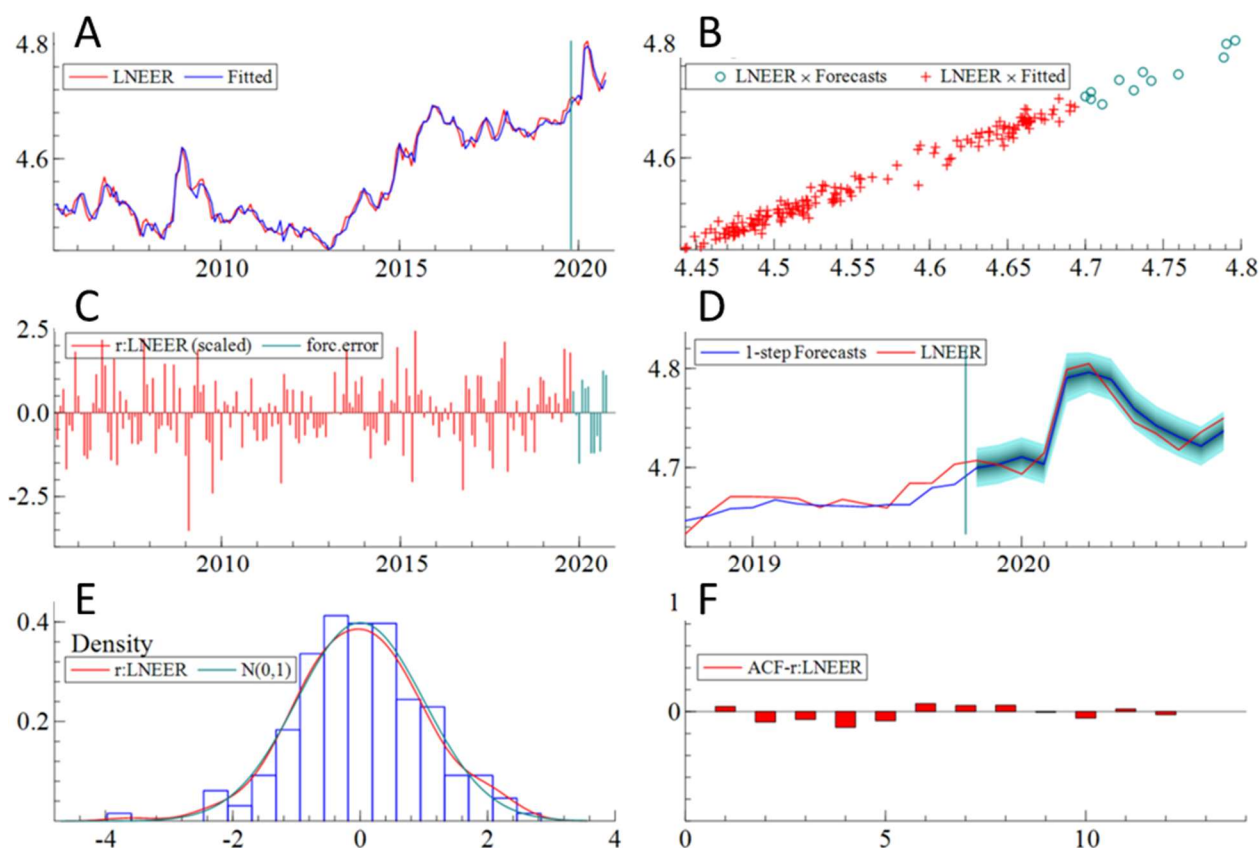
Antall lags	P	Log-likelihood	BIC	HQ	AIC
5	24	550.04235	-5.6440	-5.9039	-6.0814*
4	20	541.65080	-5.6661	-5.8828	-6.0306
3	16	540.37222	-5.7705	-5.9438	-6.0621
2	12	535.77655	-5.8365	-5.9665	-6.0552
1	8	531.38812	-5.9049*	-5.9916*	-6.0507
0	4	279.77411	-3.1152	-3.1586	-3.1881

*Indikerer hvilke av kriteriene som er lavest og som bør velges

10.1.2 Grafisk analyse av modell 1

Modell 1 fremstiller en forenklet analyse, men den beholdes allikevel som en bakgrunn for modell 2. Figur 14A viser ett plott over LNEER som er NEER i logaritmisk form, sammen med den tilpassede modellen. Det fremgår av plottet at LNEER og den tilpassede modellen ligger nokså nær oppå hverandre. Den grønne streken som går gjennom plottet i periode 12 i 2019 indikerer når prediksjonen begynner.

Såkalt cross plott av de kvadrerte observasjonene vist i figur 14B gir et raskt overblikk, og er en indikator på om det er heteroskedastisitet i tallsettet, eller om den oppfører seg som homoskedastisitet. Det man ønsker er homoskedastisitet som er en av betingelsene som må være på plass for at OLS skal være gyldig. Det er forventet at de kvadrerte observasjonene er på, eller svært nær en diagonal linje gjennom plottet, og tilsynelatende ikke er omtrent like langt fra diagonalen, noe som figuren demonstrerer. De grønne sirklene i figuren viser de predikerte observasjonen.



Figur 14: Grafer til illustrasjon for modell 1: A, NEER i logaritmisk form (rødt) og den tilpassede modellen (blått); B, plott av de kvadrerte observasjonene; C, viser residualene til LNEER; D, plott av LNEER sammenlignet med den predikerte modellen; E, tetthet og histogram som viser normalfordeling; F, autocorrelation correlogram (ACF).

Residualene til LNEER er fremstilt i figur 14C. Her forventer man å se om residualene oppfører seg som støy, eller såkalt støy på engelsk kalt «white noise», hvilket vil bety at de er uavhengige av hverandre med unntak av noen avvik. Dette skjer blant annet på nyåret i 2020 og under finanskrisen i 2008/2009, hvor man ser at det er såkalte outliers i forhold til resten av kurven.

En sammenligning av LNEER og den predikerte modellen kan også fremstilles grafisk som vist i figur 14D. I plottet er LNEER markert med rød linje, mens den blå linjen er den predikerte modellen. Man kan se at LNEER og predikeringen ligger nokså tett oppå hverandre, som er en positiv bekreftelse av analysen. Den grønne streken som går gjennom plottet i periode 10 i 2019, indikerer når prognosen begynner, mens den grønne tykke linjen indikerer hvor stort standardavvik predikeringen til modellen forventer.

Tetthet- og histogramgrafen i figur 14E viser at datasettet er normalfordelt. Man kan også se at den grønne linjen er relativt nærme den røde linjen, som viser residualene til LNEER. Residualene ser også relativt normalfordelt ut med unntak av en lav outlier, som man ser helt

på venstre side av diagrammet. I figur 14F ser man et autocorrelation correlogram (ACF), som kan støtte opp om at det er white-noise man ser i grafen i figur 14C.

10.1.3 Recursive analyse av modell 1

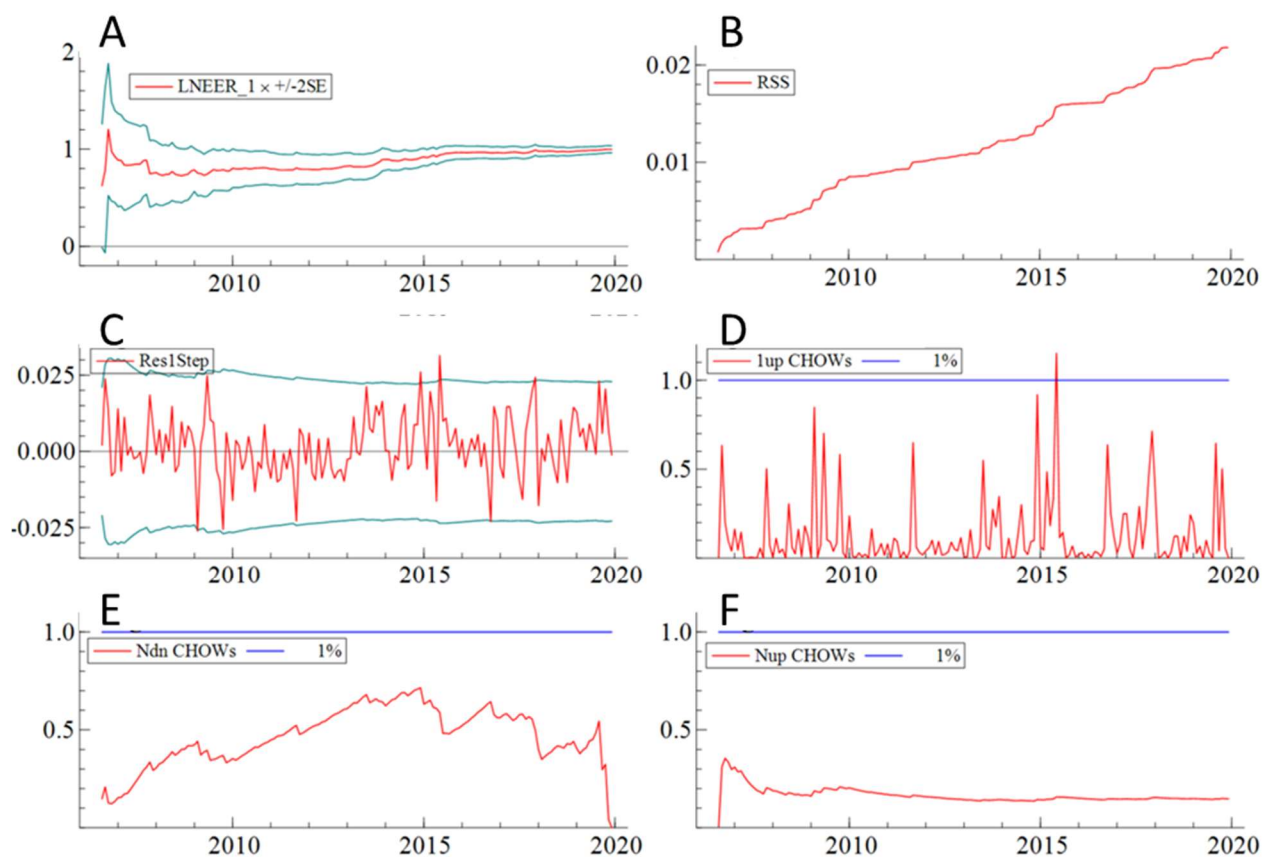
Recursive estimering brukes for å undersøke ustabilitet i resultatene, og dette gjøres ved at man suksessivt fjerner den siste observasjonen og estimerer resultatet på nytt. Dette fører til at antall perioder minsker, helt til man ikke får meningsfulle resultater. Dvs. $T, T - 1, T - 2, T - 3, \dots$ og så videre. Resultatene av denne analysen av modell 1 er fremstilt i tabell 9 som viser at resultatene er stabile. Hvis det hadde vært ustabilitet, ville testen markert en eller to stjerner (*) på de resultatene som ikke var stabile. Testen er utført i henhold til Doornik & Hendry (2018).

Tabell 9: Testing av stabiliteten av resultatene i recursive analyse av modell 1.

<u>Instabilitets test samlet:</u>	
Varians	0.15791
Samlet	0.94292
<u>Individuell instabilitets test:</u>	
LNEER_1	0.17503
CONSTANT	0.17147
I1-IF1	0.20146
I1-IF1_1	0.21857
I10-IF10	0.24259
I10-IF10_1	0.24635
LOP	0.16162
LOP_1	0.16398

10.1.4 Recursive grafisk analyse av modell 1

De grafiske analysene gir en viss indikasjon på hvordan modellen er og hvor godt tilpasset den er, men for å få dette bekreftet nærmere er det hensiktsmessig og gjennomføre ulike tester som er vist i figur 15A til F.



Figur 15: Illustrasjon av tester for recursive grafisk analyse av modell 1: A, NEER i logaritmisk form (rødt) og SE (grønt); B, RSS plot; C, viser residualene til LNEER og posisjon av outliers; D, E, F er CHOW analyse for å markere eventuelle break i datasettet.

Grafen med koeffisienten LNEER_1 over tidsperioden 2005 til 2020 er vist i figur 15A, og av denne sees at helt i starten av perioden går LNEER_1 høyt opp og havner nesten utenfor intervallet den har hatt tidligere. Dette innebærer at hvis man skulle startet prediksjonen helt i begynnelsen av serien ville man endt opp med ett veldig misvisende resultat. I figur 15B vises RSS med tilnærmet rett og jevn bratt stigning gjennom tidsperioden.

Outliers i datasettet kan man påvise ved plot av ett steps residual som vist i figur 15C hvor man ser at den røde linjen er i varierende grad kommet utenfor intervallet som dannes av de to grønne linjene som således markerer outliers i 2009, 2014, 2015 og 2018. Ett-steps-residualer kan uttrykkes slik¹⁴:

$$\tilde{u} = y_t - x_t' \hat{\beta}_t \quad (24)$$

¹⁴ Doornik & Hendry (2018)

Avviket som vises på grafen er den røde linjen, $\pm 2\hat{\sigma}_t$ er standardavviket og vises på hver side av null. Og \tilde{u}_t som da vil være på utsiden av de grønne linjene (error bars) er outliers, eller viser endringer i $\hat{\sigma}$. Residuale for hele tidsserien blir som følger:

$$\hat{u} = y_t - x_t' \hat{\beta}_t \quad (25)$$

Her er $\hat{\beta}_t$ hele tidsseriens OLS estimat, og grafen som vises er skalert til hele serien av $\hat{\sigma}_t$.

Det er utført flere Chow-tester som er vist på figur 15D, E og F. Alle av disse er skalert slik at de har 1% kritisk verdi, og omfatter følgende: D, 1up Chow som viser 1-steg-prognose Chow test; E, viser NDn Chow som også kalles break point Chow og viser hvor det er eventuelle brudd i datasettet; F, Nup Chow testen evaluerer prognosene i hvert punkt i forhold til estimatet i begynnelsen av plottet. Av Chow testen fremgår at det kan være brudd i 2009, 2014, 2015.

10.1.5 Dynamisk analyse

For å finne ut om den lange løsningen av modellen er godt tilpasset ser jeg nærmere på den statiske løsningen sammen med standardavvikene. Den dynamiske likningen ser slik ut¹⁵

$$a(L)Y_t = b(L)x_t + \epsilon_t, \quad (26)$$

Hvor L er lag slik at $Lx_t = x_{t-1}$ og $b(L) = \sum_{i=0}^n b_i L^i$ som er en skalar til polynomet i L av orden n, som vil være det lengste lag'et. Samtidig som:

$$a(L) = 1 - \sum_{i=1}^n a_i * L^i \quad (27)$$

Med $a(1) = 1 - \sum_{i=1}^n a_i$ (Da vil $a(L)$ hvor $L = 1$). Dette vil da si at hvis $a(1) \neq 0$ da vil den langsiktige løsningen se slik ut:

$$Y = \frac{b(1)}{a(1)} x = Kx \quad (28)$$

Hvis det er stasjonæritet, eller et kointegrerende lineær sammenheng vil standardavvikene til de beregnede koeffisientene som K, kunne bli beregnet ut ifra $a(\cdot)$ og $b(\cdot)$.

I modellen kjørte jeg en test på den statiske langsiktige løsningen hvor null hypotesen (H0) var at alle koeffisientene er lik null bortsett fra det konstante leddet, og alternativ hypotesen var at koeffisientene var forskjellige fra null (tabell 10). Det viste seg at alle koeffisientene var tydelig forskjellig fra null, dermed kan H0-hypotesen forkastes.

¹⁵ Doornik & Hendry (2018)

Tabell 10: Test av null hypotesen.

	Koeffisient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant	3.26155	13.44	0.243	0.8085
I1-IF1	0.699563	4.014	0.174	0.8619
I10-IF10	-2.16447	12.75	-0.170	0.8654
LOP	0.654492	5.185	0.126	0.8997

I tillegg har jeg utført de følgende tre analyser suksessivt som er vist i tabell 11, 12, 13, som viser polynomene til hver koeffisient i en analyse av lag strukturen. Analysene gjøres for å teste signifikansen til hver av variablene i modellen. Tabellene følger hverandre slik; tabell 11, test av polynomene til koeffisientene; tabell 12 er en Unit-root t-test, som tilsier at det ikke er Unit-root i modellen; tabell 13 er en test som analyserer signifikansen til hver av de laggede variablene, og den viser at laggen er signifikant på et 1% nivå.

Tabell 11: Test av polynomene til koeffisientene.

	Lag 0	Lag 1	Sum	SE (Sum)
LNEER	-1	0.997	-0.00317	0.0187
Constant	0.0103	0	0.0103	0.102
I1-IF1	-0.0349	0.0371	0.00222	0.00291
I10-IF10	-0.000793	-0.00607	-0.00686	0.00561
LOP	-0.0638	0.0659	0.00208	0.00516

Tabell 12: Unit-root t-test.

Variabel	F-test	Verdi [sannsynlighet]	Unit-root t-test
LNEER	F(1,165)	2847.6 [0.0000]**	-0.16976
Constant	F(1,165)	0.010232 [0.9195]	
I1-IF1	F(1,165)	13.981 [0.0000]**	0.76167
I10-IF10	F(1,165)	0.77316 [0.4632]	-1.2229
LOP	F(1,165)	18.962 [0.0000]**	0.40257

Tabell 13: Test for signifikans i hver tidsforskjøvet variabel (lag).

Lag 1	715.08 [0.0000]**
-------	-------------------

10.1.6 Feilspesifikasjonstesting

Det er utført fire feilspesifikasjonstester som er med resultater gjennomgått i det følgende.

AR test:

$$\text{Chi}^2(7) = 9.3931 [0.2256] \quad \text{and F-form } F(7,158) = 1.2959 [0.2556]$$

Dette er en test for autokorrelasjon som er en chi-kvadrat-test på lag 1 til 7. Denne gir her ett svar som betyr at H_0 kan forkastes, hvilket betyr at det ikke er autokorrelasjon i modellen.

ARCH Test:

Dette er en autoregressiv heteroskedasitet test som forklarer om $\gamma = 0$ i modellen, dvs:

$$E[u_t^2 | u_{t-1}, \dots, u_{t-r}] = c_0 + \sum_{i=0}^r \gamma_i u_{t-1}^2 \quad (29)$$

Hvor $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_r)'$. Her har man TR^2 som χ^2 -testen fra regresjonen fra \hat{u}_t^2 mellom konstantene \hat{u}_{t-1}^2 til \hat{u}_{t-r}^2 .

ARCH testen er asymptotisk distribuert som $\chi^2(r)$ i $H_0: \gamma = 0$.

Alternativ hypotesen er $H_1: \gamma \neq 0$. Denne testen gir i modell 1 at H_1 beholdes, og H_0 forkastes hvilket betyr at $H_0 \neq 0$.

Tabell 14: Normality test

Asymptotic test:	Chi ² (2) =	2.0736 [0.3546]
Normality test:	Chi ² (2)	3.0973 [0.2125]

Testene i tabell 14 ser tilfredsstillende ut, det vil si at det ikke er noe problem med normalitet i modellen.

Heteroskedastisitetstest:

Testen er basert på White (1980). Den går ut på at man lager en hjelperegresjon $\{\hat{u}_t^2\}$ av de originale regressorene (x_{it}) , og alle regressorene opphøyd i andre (x_{it}^2) . Null hypotesene er at unconditional homoskedastisitet, og alternativ hypotesen er variansen av $\{u_t\}$, som er avhengig av x_t og x_{it}^2 . Resultatet i hetero testen omfatter TR^2 , F-test ekvivalenten, koeffisientene til hjelperegresjonen og de individuelle t-statistikkene til hver av variablene. Dette gjelder hvis noen av koeffisientene er overflødige ved opphøyning i annen, eller hvis det er observasjoner som er nærme 0.

Som vist her, er det ikke noe som tyder på at det er heteroskedastisitet i modell 1:

$$\text{Chi}^2(35) = 31.374 [0.6439] \quad \text{and F-form } F(35,137) = 0.86711 [0.6808]$$

Reset23 test:

Reset testen (Regression Specification test) viser om funksjonsformen er feil ved å ha en nullhypotese som sier at den opprinnelige modellen er riktig. Alternativ hypotesen er at \hat{y}_t opphøyd i $(\hat{y}_t^2, \hat{y}_t^3, \dots, \hat{y}_t^n)$ gjør at man utelater variabler. Dette testes ved at man undersøker den opprinnelige funksjonenes riktighet ved å legge til forskjellige lineære kombinasjoner av x siden man har at $\hat{y}_t = x_t' \hat{\beta}_t$. Testen OxMetrics benytter tester både i 2 og 3 dimensjonalt plan, og er basert på Doornik & Hendry (2018).

Tabell 15: Analyse ved hjelp av Reset23 test

Koeffisient	Standardavvik	t-value	t-prob.
Yhat^2	56.992	48.6	1.173
Yhat^3	-4.1431	3.549	-1.168
RSS = 0.0214453		sigma = 0.000131566	

Testing for specification error using RESET from powers 2 to 3.

Chi^2(2) = 2.4817 [0.2891] and F-form F(2,163) = 1.1861 [0.3080]

Resultatet av testen (tabell 15) viser at det ingen tegn som tyder på at modell 1 er spesifisert feil.

10.1.7 Langsiktig løsning for LNEER i modell 1

Resultatene av analysen av den langsiktige LNEER modell 1 fremgår av tabell 16 hvor det kommer frem at ingen av de er signifikant.

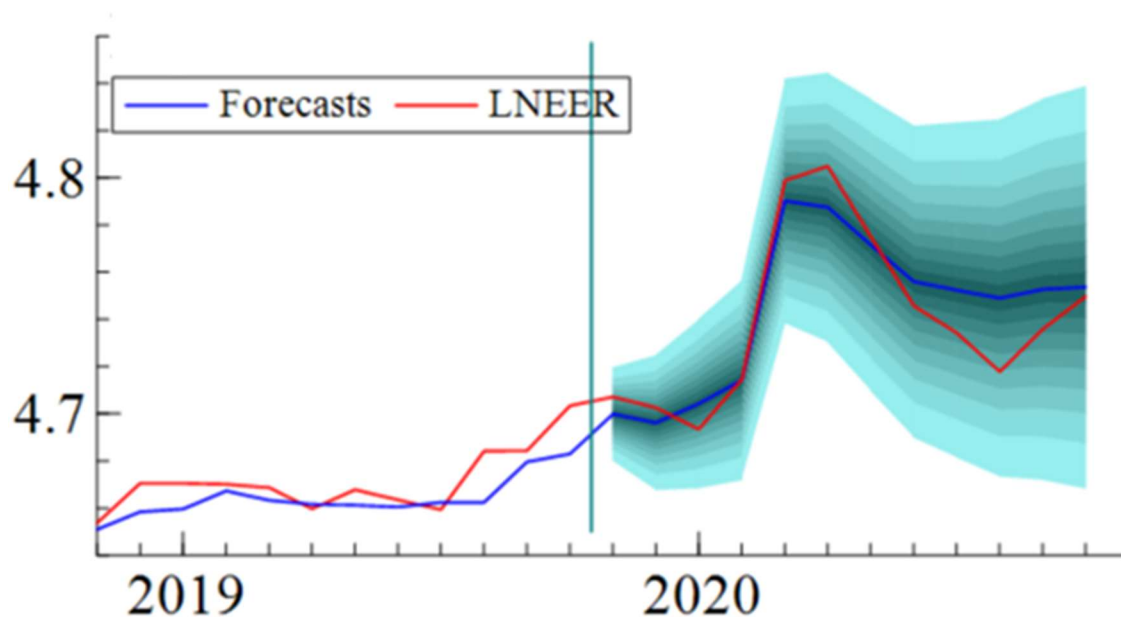
Tabell 16: Analyse av langsiktig LNEER i modell 1.

	Koeffisient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant	3.63070	11.21	0.324	0.7465
I1-IF1	0.674421	3.740	0.180	0.8571
I10-IF10	-2.12186	12.22	-0.174	0.8623
LOP	0.573538	4.633	0.124	0.9016

10.1.8 Prognose basert på modell 1

Jeg lager en ett stegs prognose også kalt «Ex-post forecasts» på de 12 siste periodene av tidsserien (figur 16). Denne er basert på de fire variablene NEER, I1-IF1, I10-IF10 og OP fra den foregående perioden. For at man skal kunne lage en prognose må alle variablene være

tilgjengelige til og med den perioden man lager prognose for. Bedømmelse av kvaliteten til prognosen er gitt i tabell 17.



Figur 16: Modell 1 viser den estimerte prognosen for modell 1. Merk den røde streken som representerer LNEER. Den befinner seg innenfor det turkise feltet, som er det estimerte forventede standardavviket til prognosen.

Tabell 17: Gjennomsnitt og standardavvik for prognosen for modell 1.

Mean (Error)	-0.0039700	RMSE	0.013864
SD (Error)	0.013284	MAPE	0.23696

Disse verdiene er beregnet på samme måte som definert i siste del i metode kap 3.6.

10.2 MODELL 2

Siden her er inkludert faktorer for geopolitisk risiko, samt oljeprisfaktorer som etterspørsel, tilbud og residualen til oljeprisen, er modell 2 noe mer komplisert enn modell 1, som følger:

$$e_t = \bar{e} - a(i - i^f)_t - \beta(i^L - i^{L,f})_t - \lambda_1 op_t^{Dem} - \lambda_2 op_t^{Sup} \pm \lambda_3 op_t^{Res} + \gamma_1 risk_t + \gamma_2 gprisk_t + \epsilon_t \quad (30)$$

Modellen er spesifisert på samme måte som modell 2 i kapittel 3.2.

10.2.1 Antall tidsforskyvninger (lags) i modell 2

På samme måte som i modell 1, viser kriteriene for BIC og HQ også i modell 2 at det er mest fordelaktig å velge systemet med ett lag (tabell 18). Basert på dette kan man redusere systemet slik at man har ett lag i selve modellen. Det viser seg at fem lags er den som bør velges basert på AIC kriteriet, men siden både BIC- og HQ-kriteriet anbefaler ett lag velger jeg å gå videre med ett lag også i modell 2.

Tabell 18: Oversikt over antall tidsforskyvninger (lags) i modell 2 anbefalt for valg av AIC-, BIC- og HQ-kriteriene.

Antall lags	P	Log-likelihood	BIC	HQ	AIC
5	72	597.48576	-4.7626	-5.5426	-6.0750*
4	60	584.56441	-4.9707	-5.6207	-6.0643
3	48	566.44277	-5.1187	-5.6386	-5.9936
2	36	556.39911	-5.3600	-5.7500	-6.0162
1	24	545.55699	-5.5921*	-5.8521*	-6.0296
0	12	328.59216	-3.4413	-3.5713	-3.6600

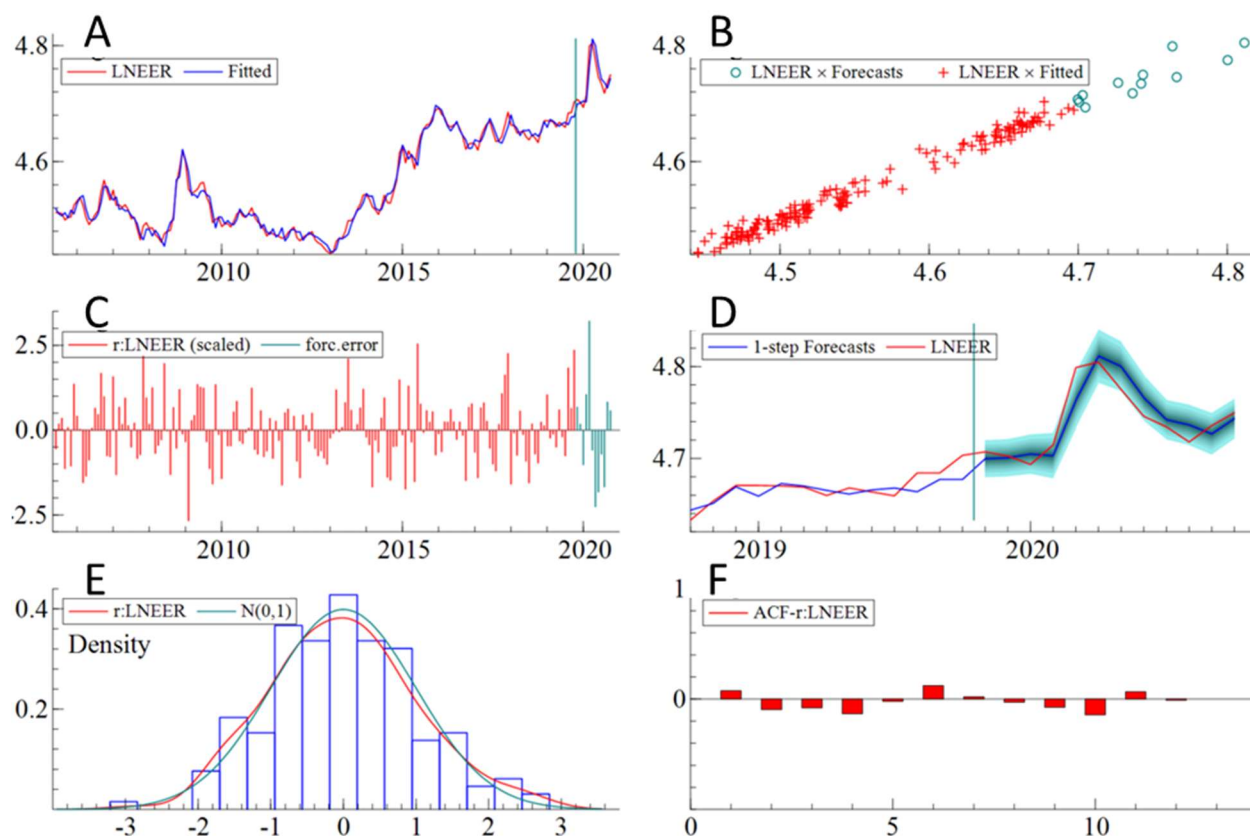
*Indikerer hvilke av kriteriene som er lavest og som bør velges.

10.2.2 Grafisk analyse av modell 2

Som nevnt ovenfor, modell 2 fordrer en mere komplisert analyse ved inklusjon av forskjellige risikofaktorer. Modell 1 danner en bakgrunn for denne analysen. Grafer som illustrerer modellen er vist i figur 17A til F. Grafisk analyse av modell 2 viser hovedsakelig samme resultat som modell 1, noe som fremgår av sammenligningen mellom figur 17 og 14.

Figur 17A; plottet over LNEER og den tilpassede modellen følger nær oppå hverandre, slik det var i modell 1 (figur 14A), og prediksjonen i periode 12 i 2019. Cross plottet (figur 17B) indikerer at betingelsene for homoskedasitet er tilstrekkelig oppfylt, og OLS er gyldig slik som for modellen 1 i figur 14B. Residualene til LNEER (figur 17C) tyder på at observasjonene er uavhengige av hverandre med unntak av avvikene tilsvarende modell 1 (figur 14C), blant annet på nyåret i 2020 og under finanskrisen i 2008/2009. Også i figur 17D er det bekreftet at LNEER

og den predikerte modellen ligger nokså tett oppå hverandre, som er en positiv bekreftelse på analysen i modell 2. Den vertikale grønne streken i plottet indikerer også her at prognosen begynner i periode 10 i 2019, og standardavviket (grønt intervall) er ikke vesentlig forskjellig fra det standardavviket man fant i modell 1 (figur 14D).



Figur 17: Grafer til illustrasjon for modell 2: A, NEER i logaritmisk form (rødt) og den tilpassede modellen (blått); B, plott av de kvadrerte observasjonene; C, viser residualene til LNEER; D, Plott av LNEER sammenlignet med den predikerte modellen; E, Tetthet og histogram som viser normalfordeling; F, autocorrelation correlogram (ACF).

Datasettet er også her normalfordelt som vist på figur 17E. På samme måte ser man at residualene til LNEER også er relativt normalfordelt med unntak av en lav outlier helt på den venstre siden av diagrammet, i likhet med modell 1, figur 14E. Den er dog mindre i modell 2 enn i modell 1. Autokorrelasjon av ACF (figur 17F) kan også her indikere at det er white-noise på samme måte som i grafsamling for modell 1.

10.2.3 Recursive analyse for modell 2

Resultatene av denne analysen for modell 2 er vist i tabell 19. I følge Oxmetrics er det ingen signifikans som betyr at det er stabilitet i modellen. I de individuelle instabilitetstestene for

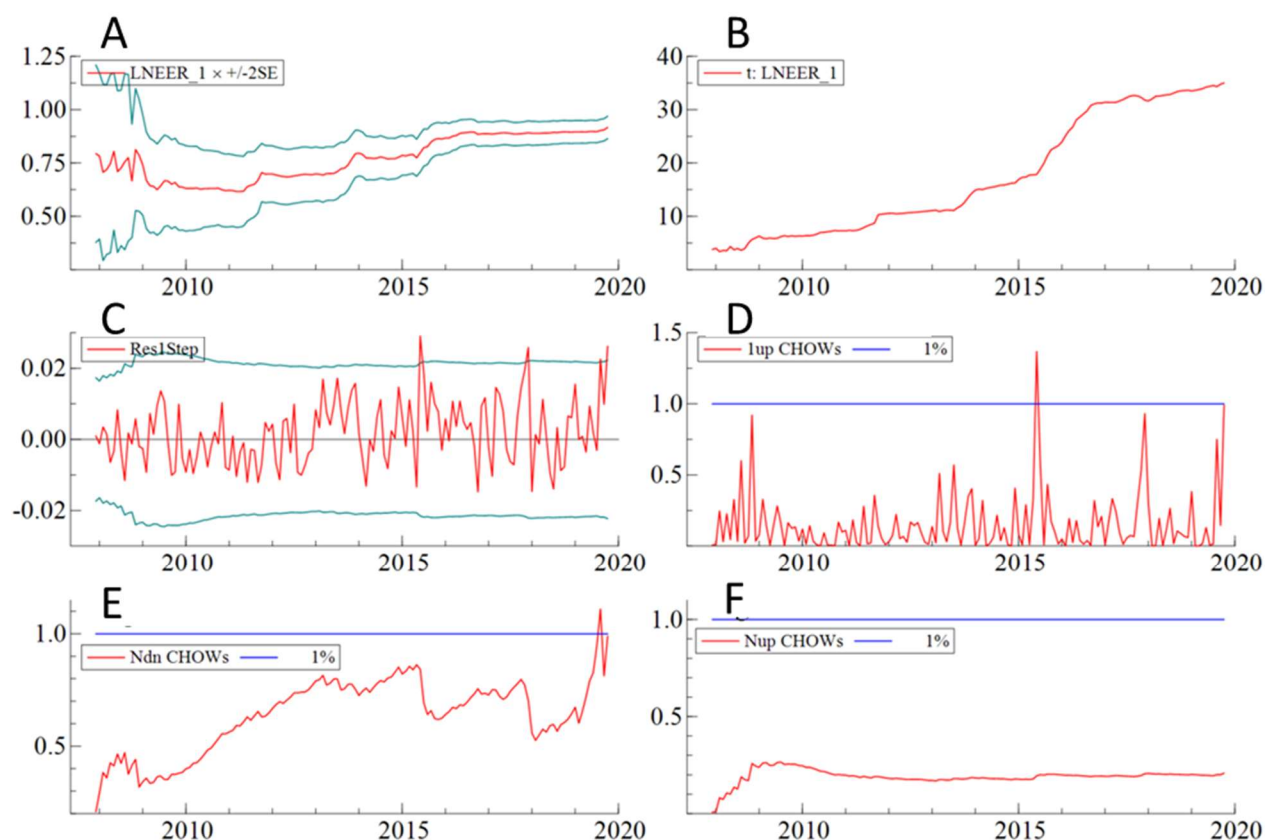
modell 2, var det slik som i modell 1 (tabell 10), heller ingen signifikante variabler observert, så alle kan vurderes som stabile.

Tabell 19: Testing av instabiliteten av resultatene for modell 2.

Varians	0.072559
Samlet	4.0901

10.2.4 Recursive grafisk analyse av modell 2

De grafiske analysene gir en viss pekepinn på hvordan modellen er og hvor bra tilpasset den er, men for å få dette bekreftet nærmere er det hensiktsmessig å gjennomføre ulike tester som er vist i figur 18A til F. Disse viser nær likhet med tilsvarende grafer for modell 1 i figur 15. De mest markerte forskjellene er en mer uregelmessig trend i RSS-plott på figur 18B og en sterkt oppadgående trend i Ndn på figur 18E.



Figur 18: Grafer til illustrasjon for recursive analyse av modell 2: A, NEER i logaritmsk form (rødt) og SE (grønt); B, RSS plot; C, viser residualene til LNEER og posisjon av outliers; D, E, F er CHOW-analyse for å markere eventuelle break i datasettet.

10.2.5 Dynamisk analyse

Dynamisk analyse er utført med de samme ligninger som for modell 1 (kapittel 9.3.5), for å finne ut om den lange løsningen til modellen er godt tilpasset (tabell 20). I modellen kjørte jeg en test på den statiske langsiktige løsningen hvor null hypotesen (H0) var at alle koeffisientene er lik null bortsett fra det konstante leddet, mens den alternative hypotesen var at koeffisientene var forskjellige fra null. Det viste seg at alle koeffisientene var tydelig forskjellig fra null, dermed forkastes H0-hypotesen.

Tabell 20: Polynomer i hver koeffisient i analysen av lag strukturen sammen med test av signifikansen til hvert lag i modell 2 (tidsforskøvet variabel).

Variabel	f-test	Verdi	Samnsynlighet	Unit-root test (t-test)
LNEER	F(1,149)	1226.2	[0.0000]**	-3.1695
Constant	F(1,149)	9.8342	[0.0021]**	
I1-IF1	F(2,149)	10.506	[0.0001]**	1.9031
I10-IF10	F(2,149)	4.9449	[0.0083]**	-3.129
OPDEM	F(2,149)	1.5544	[0.2147]	0.34885
OPSUP	F(2,149)	14.713	[0.0000]**	-5.2967
OPRES	F(2,149)	1.6516	[0.1952]	-0.45894
LGPR	F(2,149)	0.83842	[0.4344]	1.2606
LGEPU	F(2,149)	1.9565	[0.1450]	1.8911
LFXVEM	F(2,149)	0.25193	[0.7776]	0.61031
LVIX	F(2,149)	0.31773	[0.7283]	0.78999
LCVIX	F(2,149)	0.68106	[0.5076]	1.0161
LFXVG7	F(2,149)	0.90055	[0.4085]	-1.2259

**indikerer 1%, *indikerer 5% signifikans

Signifikans til hvert lags:

Lag 1	F(12,149) = 140.10	[0.0000]**
-------	--------------------	------------

10.2.6 Feilspesifikasjonstesting

Det er utført 5 feilspesifikasjonstester som er beskrevet nedenfor og resultatene er fremstilt i tabell 21. Av tabellen fremgår at ingen av testene slår ut med et negativt resultat hvilket bekrefter at fremgangsmåten er riktig. Testen er basert på Doornik & Hendry (2018).

Tabell 21: Resultater av 5 feilspesifikasjonstester for modell 2.

AR 1-7 test:	F(7,142)	1.2669	[0.2709]
ARCH 1-7 test:	F(7,159)	0.45578	[0.8651]
Normality test:	Chi ² (2)	1.3950	[0.4978]
Hetero test:	F(46,126)	1.0825	[0.3579]
RESET23 test:	F(2,147)	1.2173	[0.2990]

Ingen av feilspesifikasjonstestene gir utslag. Disse følger samme fremgangsmåte som i 10.1.6.

10.2.7 Langsiktig løsning for LNEER i modell 2

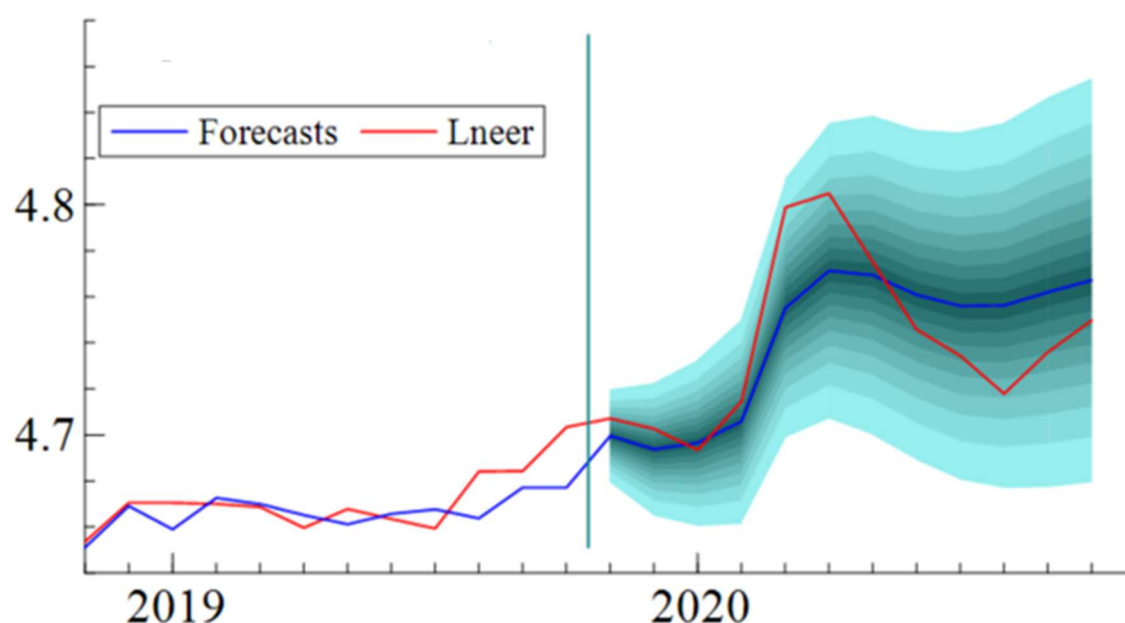
Som man kan se av langsiktig løsning for LNEER i tabell 22, er det flere av koeffisientene som ikke er signifikante, men det er bedre resultater enn i modell 1 i 10.1.7. De signifikante variablene er: lange rentedifferansen, oljetilbud (OPSUP) og LGEPU. Det er også verdt å merke seg at den korte renten er nærme og være signifikant.

Tabell 22: Langsiktig løsning for LNEER i modell 2.

	Koeffisient	Standardavvik	t-value	t-prob
Constant	4.09265	0.2909	14.1	0.0000
I1-IF1	0.0718216	0.04292	1.67	0.0962
I10-IF10	-0.307886	0.1005	-3.06	0.0026
OPDEM	0.814175	2.295	0.355	0.7232
OPSUP	-6.33656	2.412	-2.63	0.0094
OPRES	-0.834376	1.863	-0.448	0.6549
LGPR	0.0568953	0.04127	1.38	0.1699
LGEPU	0.0974223	0.04620	2.11	0.0365
LFXVEM	0.0597841	0.09392	0.637	0.5253
LFXVG7	-0.760316	0.5814	-1.31	0.1928
LCVIX	0.609681	0.5689	1.07	0.2854
LVIX	0.0508369	0.06618	0.768	0.4435

10.2.8 Prognose basert på modell 2

Her følger en ett stegs prognose for modell 2, inkludert «*Ex-post forecasts*», på de 12 siste periodene av tidsserien fremstilt på figur 19. Denne er basert på alle variablene i tallsettet mitt: NEER, I1-IF1, I10-IF10, oljepris etterspørsel, oljepris tilbud, oljepris residual, GPR, GEPU, FXVEM, VIX, CVIX og FXVG7 for de foregående periodene. For at man skal kunne lage en prognose må alle variablene være tilgjengelige til og med den perioden man lager prognose for. Når det gjelder GEPU var det ikke data tilgjengelig for de to siste månedene i 2020, derfor stanser prognosen i oktober 2020. Gjennomsnitt og standardavvik er vist i tabell 23.



Figur 19: Grafen viser den estimerte prognosen for modell 2. Merk at den røde streken (LNEER) befinner seg innenfor det turkise området som er det estimerte forventede standardavviket til prognosen.

Tabell 23: Gjennomsnitt og standardavvik for modell 2.

Mean (Error)	-0.0011296	RMSE	0.023186
SD (Error)	0.023159	MAPE	0.40319

Disse verdiene er beregnet på samme måte som definert i siste del i metode kap 3.6.

