



En anlyse av Oslo Børs

*Følger Oslo Børs random walk, og hvilke makroøkonomiske faktorer påvirker
børsen?*

Mads Røssland Skaar og Ole-Johnny Westerås

Veileder: Gernot Peter Doppelhofer

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Finansiell økonomi

NORGES HANDELSHØYSKOLE

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

Forord

Denne masteroppgaven er skrevet som avsluttende del av vår utdanning ved Norges Handelshøyskole. Oppgaven er skrevet innenfor finansiell økonomi.

Tiden vi har brukt på å skrive denne masteroppgaven har vært en innholdsrik og krevende prosess. Den ekstraordinære perioden vi er inne i har bydd på ekstra utfordringer, hvor vi har fått prøvd oss på andre arbeidsmetoder enn hva vi er tidligere vant til.

Vi vil takke vår veileder, professor Gernot Peter Doppelhofer, for god veiledning gjennom denne perioden.

Sammendrag

I denne oppgaven skal vi undersøke om Oslo Børs følger en random walk, eller om det er mulig å hente mer informasjon om utviklingen til Oslo Børs fremfor å bare sitte på gjerdet og anta at beste estimat på Oslo Børs imorgen er dagens verdi.

I boken *A Random Walk Down Wall Street*, skrevet av Burton G. Malkiel i 1973, argumentere forfatteren for at aksjepriser følger en random walk prosess, og at det dermed ikke er mulig å konsekvent gjøre det bedre enn markedet.

Variance Ratio test (*VR-test*) og Runs test er statistiske tester som brukes for å undersøke om et datasett følger en random walk. I vår analyse finner vi, ved hjelp av begge testene, at Oslo Børs, i perioden 2009-2019 ikke følger en slik prosess.

Vi vil videre undersøke om vi ved hjelp av en autoregressiv modell, hvor vi ved å inkludere flere ledd av *lags* og moving average, kan finne en modell som bedre predikerer utviklingen på Oslo Børs's hovedindeks.

Vi vil så, gitt at tidsserien ikke er en random walk, kunne undersøke ved hjelp av en OLS-regresjon, hvilke makrofaktorer som i perioden 2009-2019, har hatt størst påvirkning på Oslo Børs. Makrofaktorene vi skal undersøke består blant annet av indekser for ulike børser, renter, usikkerhetsindekser samt noen andre faktorer slik som oljepris og valutakurser. Funn fra OLS-regresjonen antyder at de viktigste faktorene for Oslo Børs er internasjonale finansmarkeder, oljepris og VIX-indeksen, hvor FTSE 100-indeksen er den desidert viktigste faktoren.

Innhold

1	Innledning	1
2	Teori	3
2.1	Markedseffisiens	3
2.1.1	Svak form	3
2.1.2	Mellomsterk form	3
2.1.3	Sterk form	3
2.2	Random Walk	4
2.3	Momentum	5
2.4	Adferdsøkonomi	5
2.4.1	Overdreven tro på egne ferdigheter	6
2.4.2	Tapsaversjon	6
2.4.3	Flokkmentalitet	6
2.4.4	Forankringseffekten	7
2.5	Mean Reversion Theory	7
3	Datasett	8
3.1	Avhengig variabel	9
3.1.1	Oslo Børs	9
3.2	Uavhengige variabler	10
3.2.1	S&P 500	10
3.2.2	FTSE 100	11
3.2.3	CSI 300	12
3.2.4	VIX-indeksen	13
3.2.5	Oljepris	14
3.2.6	NOK/USD	15
3.2.7	10 års statsobligasjon	16
3.2.8	3 måneders NIBOR	17
3.2.9	EUI	18
3.2.10	Laggede variabler	19
4	Metode	20
4.1	Egenskaper ved tidsserier	20
4.1.1	Stasjonaritet	20
4.1.2	Svak avhengighet	20
4.1.3	Highly Persistent tidsserier	21
4.2	Tester for Random Walk	23
4.2.1	Variance Ratio Test	23
4.2.2	Runs test	24
4.3	Minste kvadraters metode	25
4.3.1	Feilledet har forventning lik null	26
4.3.2	Ingen heteroskedastisitet	26
4.3.3	Ingen autokorrelasjon	28
4.3.4	Forklarende variabler ikke-stokastiske	29
4.3.5	Normalfordelte residualer	29
4.3.6	Multikollinearitet	30

4.4	Structural break	32
4.5	ARMA	33
4.5.1	Root mean squared error	34
4.5.2	Akaike informasjonskriterium	34
5	Analyse	35
5.1	Stasjonaritet	35
5.2	Forutsetninger for OLS	36
5.2.1	Fravær av heteroskedastisitet	36
5.2.2	Ingen autokorrelasjon	37
5.2.3	Normalfordelte residualer	38
5.2.4	Multikollinearitet	39
5.3	Tester for Random Walk	41
5.3.1	Variance Ratio Test	41
5.3.2	Runs Test	42
5.3.3	Adferdsøkonomi og Momentum	42
5.4	ARMA	44
5.5	OLS-regresjonen	46
5.5.1	Signifikante variabler	47
5.6	Structrual break	49
6	Konklusjon	51
7	Svakheter ved oppgaven	52
	Referanser	53
	Appendiks	55

Figurliste

3.1	Sektorinndeling av Oslo Børs	9
3.2	Graf av Oslo Børs opp mot S&P 500, level form	10
3.3	Graf av Oslo Børs opp mot FTSE 100, level form	11
3.4	Graf av Oslo Børs opp mot CSI 300, level form	12
3.5	Graf av Oslo Børs opp mot VIX, level form	13
3.6	Graf av Oslo Børs opp mot oljepris, level form	14
3.7	Graf av Oslo Børs opp mot NOK/USD, level form	15
3.8	Graf av Oslo Børs opp mot 10 års statsobligasjon, level form	16
3.9	Graf av Oslo Børs opp mot 3 måneders NIBOR, level form	17
3.10	Graf av Oslo Børs opp mot EUU, level form	18
3.11	Partiell autokorrelasjons (PACF) for Oslo Børs	19
4.1	Venstre: Heteroskedastisitet, Høyre: Homoskedastisitet	27
4.2	Durbin Watson test	29
4.3	Normalfordistribusjon	30
5.1	Returns Oslo Børs	35
5.2	Residualplott	36
5.3	Histogram av residualene	38
5.4	Scatterplott, S&P 500 mot FTSE 100 og VIX	40
5.5	ACF plott	44
5.6	PACF månedlige data	48
5.7	Structural break graf	49

Tabelliste

5.1	Dickey Fuller test	35
5.2	Breusch-Pagan test	37
5.3	White test	37
5.4	Bera-Jarque test	39
5.5	Korrelasjonsmatrise	39
5.6	VIF	40
5.7	VR-test	41
5.8	Runs-test	42
5.9	ARMA presentert ved forskjellige AR og MA.	45
5.10	Oslo Børs med forklarende variabler, daglig avkastning	46
5.11	OLS hvor vi har fjernet Brent.	47
5.12	OLS med månedlige data	48
5.13	Structural break test	49
5.14	OLS-regresjon i hhv. perioden før og etter 30. oktober 2014	50

1 Innledning

Nyhetsbildet i dag preges av store mengder av informasjon, og stadig vekker man se nyhetssaker av typen "Oljeprisen sendte Oslo Børs opp", eller lignende, som omhandler hvordan børsen har blitt påvirket av andre faktorer i det internasjonale finansmarkedet. Motivasjonen vår for å ta for oss denne oppgaven har vært et ønske om å få en bedre innsikt i hvilke faktorer som faktisk er verdt å følge med på.

I hvilken grad det er mulig for oss å kunne anta at det foreligger sammenhenger mellom Oslo Børs og andre faktorer, avhenger av om Oslo Børs følger det som i teorien blir omtalt som en «Random Walk». Som kort fortalt betyr at utviklingen er uforutsigbar. Derfor vil store deler av oppgaven gå med til å undersøke om dette er tilfellet.

Det sentrale forskningsspørsmålet i oppgaven blir derfor å undersøke om vi har med en random walk å gjøre. Deretter ønsker vi å undersøke hvorvidt det kan være mulig å predikere utviklingen på børsen frem i tid. Før vi til slutt skal se på i hvilken grad det er mulig å kunne si noe om sammenhenger med andre makroøkonomiske faktorer.

For å undersøke om Oslo børs i perioden 5. januar 2009 til 30. desember 2019 fulgte en random walk prosess, brukte vi en Variance ratio test og en Runs test. Resultatet ifølge begge disse testene taler imot at det er en random walk.

Videre undersøkte vi om laggede verdier kunne ha en forklarende kraft. Dette ble gjort for å se etter tegn på momentum, som handler om at prisendringer på aktiva i finansmarkeder har en tendens til å fortsette i samme retning. På bakgrunn av dette forsøkte vi å se om vi kunne predikere utviklingen i Oslo Børs ved hjelp av en ARMA-modell.

Vi prøvde så å undersøke hvilke makroøkonomiske faktorer som påvirker Oslo Børs. Ved hjelp av OLS fant vi at Oslo Børs blir påvirket S&P 500, CSI 300 og FTSE 100, i tillegg til oljeprisen, VIX-indeksen og 10 års Statsobligasjoner.

Av det som er blitt gjort av tidligere forskning angående samme tema, kan det nevnes Lin og Liu (2012) som undersøkte hvorvidt 34 forskjellige land, i tillegg til MSCI verdensindeksen, fulgte random walk. Perioden som ble undersøkt var 5. januar 1988 til 28. desember 2010. Blant disse landene var Norge en av de. Resultatene fra denne forskningen viste at Norge, sammen med Danmark, New Zealand, Portugal og Spania, var de eneste av de undersøkte

landene som ikke fulgte en random walk prosess i tidsperioden. Norge var i tillegg det eneste landet, hvor Variance Ratio var signifikant forskjellig fra 1 i alle tidsintervallene.

Gjerde og Sættem (1999) undersøkte, ved hjelp av VAR-analyse, hvorvidt sammenheng mellom aksjeavkastning og makroøkonomiske faktorer påvirker en liten økonomi som Norge. Funnene deres viser at aksjemarkedet påvirkes av endringer i oljeprisen. Videre viste de at realrenten også er en faktor som påvirker aksjemarkedet.

2 Teori

2.1 Markedseffisiens

Teorien tar for seg i hvilken grad informasjon reflekteres i aksjeprisene og hvorvidt man kan bruke det til sin fordel. Det fremkommer av teorien at prisene til verdipapir alltid vil reflektere all tilgjengelig informasjon, slik at det ikke skal være mulig å oppnå noe høyere forventet avkastning uten at man tar på seg høyere risiko. De som tror på teorien mener at det er bortkastet tid å lete etter undervurderte aksjer, eller prøve å predikere utviklingen i markedet (Downey, 2020).

2.1.1 Svak form

Svak form for markedseffisiens, også kjent som *The Random Walk Theory*, påstår at fremtidige endringer i aksjepriser er tilfeldige og uavhengig av tidligere hendelser. Under svak form effisiens vil det med andre ord bety at det ikke er noe merverdi å hente ved å ta i bruk tekniske analyser (Smith, 2019).

2.1.2 Mellomsterk form

Ved denne formen antas det at aksjepriser justeres øyeblikkelig i det alt som kommer av ny informasjon blir offentliggjort. Altså vil prisene til enhver tid reflektere all offentlig tilgjengelig informasjon. Siden ny informasjon blir priset inn øyeblikkelig, vil morgendagens prisendringer være uavhengige av dagens og kun reflektere eventuell ny informasjon og vil dermed være umulig å predikere kun ved hjelp av offentlig tilgjengelig informasjon (Chen, 2019b).

2.1.3 Sterk form

Ved sterk form av effisiens skal all informasjon, til og med innsideinformasjon, være reflektert i aksjekursen. Her vil altså heller ikke innsideinformasjon kunne brukes til å skape meravkastning uten at det leder til større risiko (Liberto, 2019).

2.2 Random Walk

Random walk teorien tar utgangspunkt i de store børsene som gode eksempler på effisiente markeder. Hvor det med effisiente menes at man har et stort antall rasjonelle og profittmaksimerende investorer, som aktivt prøver å predikere utviklingen i verdipapirer, samt at all viktig informasjon er fritt tilgjengelig for alle. I et slikt marked, vil konkurransen mellom alle aktørene lede til at prisene reflekterer all informasjon om hendelser som har hendt og i tillegg hendelser som markedet forventer vil skje i fremtiden. Dette innebærer at prisene, til enhver tid, vil være temmelig gode estimat på den iboende verdien til verdipapirene.

Det vil alltid være en viss uenighet rundt sannsynlighetene for at fremtidige hendelser vil inntreffe, i tillegg vil det også være uenigheter angående størrelsen på de iboende verdiene til verdipapirene dersom de fremtidige hendelsene faktisk inntreffer. Dette medfører at i denne forståelsen av hvordan markedene fungerer vil prisene vandre tilfeldig rundt på veien mot å stabilisere seg på en pris som markedet mener gjenspeiler de iboende verdiene.

Skulle det i kontrast mot det som hevdes her, være en form for systematikk i hvordan prisene vandrer rundt de iboende verdiene burde man kunne utnytte kunnskap om dette til å predikere endringene i prisene. Men når alle slike muligheter blir utnyttet vil de elimineres og følgelig vil prisene igjen vandre rundt den iboende verdien i et tilfeldig og uavhengig mønster.

Random walk teorien innebærer ikke at prisene ved offentliggjøring av ny informasjon, aldri for eksempel vil overjusteres i forhold til iboende verdi. Men heller at de vil overjusteres like ofte som det vil underjusteres. Videre vil også prisforandringer i et effisient marked justeres umiddelbart i takt med offentliggjøring av ny informasjon, samt at endringen i prisene vil være uavhengige av hverandre. Som igjen impliserer at en tidsserie av prisendringer på en effisient børs ikke vil ha noe minne. Slik at dette ikke kan brukes til å predikere på noe meningsfull måte.

Teorien trenger ikke være en komplett og feilfri beskrivelse for å kunne ha relevans. Dersom kunnskap om tidligere atferd for tidsserien ikke kan brukes til å øke forventet avkastning i en grad som rettfærdiggjør bruk av tid og kostnader knyttet til dette sett opp imot andre investeringsalternativer, vil dette innebære at teorien må ansees som gyldig og teknisk- og

fundamental analyse vil være bortkastet tid (Fama, 1965).

2.3 Momentum

Tradisjonelt sett har fokuset i finanslitteraturen når man skal beskrive momentum vært litt annerledes enn hvordan det er beskrevet basert på tidsseriemomentum. Tidligere har det handlet om hvordan man ved hjelp av en tverrsnittanalyse kan utnytte at nylig prestasjon har en tendens til å vedvare, ved å lage porteføljer som kjøper nylige vinnere og selger nylige tapere.

Tidsseriemomentum skiller seg fra denne beskrivelsen ved at det i stedet for å fokusere på prestasjonene verdipapirene har i forhold til hverandre, så fokuseres det utelukkende på hvordan verdipapirets egen tidligere avkastning har vært og antar at denne utviklingen vil tendere å fortsette i samme retning. Siden man går ut i fra å predikere fremtidig utvikling basert på historisk avkastning, kan autokorrelasjonen i tidsserien brukes til å fange opp denne typen momentum. Denne formen for momentum som fokuserer kun på verdipapirets egen tidligere avkastning, har blitt observert mange aktivaklasser og ikke bare i aksjer.

Dersom det eksisterer en form for momentum som er mulig å fange opp og utnytte, vil dette tale i mot Random Walk teorien, som impliserer at kunnskap om hvordan verdipapiret tidligere har gått opp eller ned ikke skal ha noe sammenheng med utviklingen frem i tid (Moskowitz et al., 2012).

En mulig forklaring på hvorfor man kan observere momentum og hvorfor det kan fungere som investeringsstrategi kan finnes i atferdsøkonomi som tar for seg våre psykologiske bias (Petruno, 2018).

2.4 Adferdsøkonomi

Markedseffisiens, moderne porteføljeteori og ved mye av teorien rundt investorers forhold mellom risiko og avkastning er det ofte tatt forutsetning om at investoren er rasjonell. Adferdsøkonomi handler om hvordan investorer ikke nødvendigvis alltid foretar rasjonelle valg. På bakgrunn av kognitiv psykologi har man funnet flere typer systematiske tankefeil som av evolusjonære grunner gjelder de fleste av oss. Dermed kan dette lede til irrasjonelle valg som påvirker graden av markedseffisiens. Dette er et voksende forskningsfelt og

følgende er en forklaring av noen av de (Ritter, 2003).

2.4.1 Overdreven tro på egne ferdigheter

Folk er typisk overdrevent optimistisk når det kommer til egne ferdigheter. Daniel Kahneman har tidligere argumentert for at denne overdrevne troen på egne ferdigheter er spesielt sterk blant investorer og dette kan vises igjen på flere måter. Mange investorer tror de innehar egenskaper til å slå markedet, noe som resulterer i at de eksempelvis diversifiserer for lite eller at man investerer alt for mye i objekter man har god kjennskap til fra før. Suksessfulle aksjehandler styrker egen tro på ferdigheter, mens dårlige handler ofte blir rettferdiggjort ved uforutsette hendelser som investoren ikke kunne vite om (Malkiel, 2019).

2.4.2 Tapsaversjon

Studier har vist at folk vektlegger tap negativt i en høyere grad enn hva de vektlegger gevinster positivt. Kahneman og Tversky har tidligere eksperimentert med dette ved at de har sett på hvor villige folk er til å inngå et veddemål, i form av et myntkast, hvor de tjener \$100 ved 50% sannsynlighet, og taper tilsvarende \$100 med samme sannsynlighet. En risikonøytral investor ville vært indifferent i et slikt scenario, da forventet gevinst er kr 0. Kahneman og Tversky konkluderte med at tap var 2,5 ganger mer uønsket enn hva gevinst var ønsket. Med andre ord vil en dollar tapt være 2,5 ganger mer “smertefullt” enn hva en dollar i gevinst gleder. Dette gir en betydning i investering gjennom at det har vist seg at en investor vegrer seg for å realisere tap, mens gevinster realiseres. Dette gjør at investor ofte sitter for lenge inn i tapende selskaper (Malkiel, 2019).

2.4.3 Flokkmentalitet

Flokkmentalitet går ut på at investorer ofte kopierer hva andre investorer gjør. Solomon Asch forsket på dette på 1950-tallet. Forskningen gikk ut på at en gruppe ble bedt om å svare på veldig enkle spørsmål, men tvisten var at seks av syv av deltakerne var med på eksperimentet og svarte, med vilje, på det som var overlagt feil svar. Studien viste at den syvende deltakeren overraskende nok i flere tilfeller også svarte det som opplagt var feil. Flokkmentalitet kan best beskrives ved å se på tulipankrakket på 1700-tallet

eller dot-com-bobla ved årtusenskiftet. I begge tilfeller førte det til priser som steg opp i astronomiske nivåer, for så ved et senere tidspunkt kollapse (Malkiel, 2019).

2.4.4 Forankringseffekten

Forankringseffekten går ut på at irrelevant informasjon, som kjøpsprisen på et aktivum, blir brukt ved senere avgjørelser. Effekten gjør at investor vektlegger mer prisen som ble betalt for et aktivum, i stedet for den underliggende verdien. Dette kan medføre at investorer kan velge å holde på aksjer som har tapt seg i verdi, fordi de har forankret deres verdiestimat med utgangspunkt i kjøpsprisen, og ikke i de underliggende verdiene av aktivumet (Ritter, 2003).

2.5 Mean Reversion Theory

Teorien antar at utviklingen på lang sikt vil bevege seg tilbake til gjennomsnittet av datasettet. Ved denne strategien, vil kortsiktige avvik fra den langsiktige utviklingen være en arbitrasjemulighet.

For å kunne utnytte denne egenskapen i utviklingen, kan man først finne ut hvordan utviklingen har vært etter at det kortsiktige avviket oppstod. Slik kan man få oversikt over hvordan oppførselen til den underliggende prosessen har endret seg etter sjokket. Videre kan man ved å spore denne oppførselen tilbake til den opprinnelige tilstanden prosessen hadde før sjokket, få en god pekepinn på hvilken vei den vil ta fremover (Chen, 2019a).

3 Datasett

I denne oppgaven har vi i hovedsak benyttet oss av daglige data i perioden 01.01.2009 til 31.12.2019. Grunnen til at vi har valgt dette tidsintervallet er fordi vi ville ha tilstrekkelige data å jobbe med, i tillegg til at vi unngår ekstraordinære tider med Finanskrisen i 2008 og den pågående COVID-krisen vi opplever i 2020. Med månedlige data, kunne dette i større grad vært løst ved å fjerne de meste ekstreme verdiene under disse forskjellige krisene. En tiårsperiode med daglige data anser vi som et tilstrekkelig grunnlag til det vi skal jobbe med. Vi ser på endringene til de makroøkonomiske faktorene. Vi har tatt i bruk den logaritmiske avkastningen ($\ln = \frac{verdi_t}{verdi_{t-1}}$) til variablene OSEBX, SP500, CSI300, VIX, Brent, NOKUSD og EUI, mens vi har brukt verdiforskjell mellom periodene på variablene Statsobligasjon og Nibor ($rente_t - rente_{t-1}$). Vi har tatt i bruk logaritmisk avkastning på datasettet for å hindre at dataene vi jobber med er ikke-stasjonære. Vi har gjengitt datasettet i Appendiks A, og tester for stasjonærhet i tillegg til grafer i Appendiks E og F. I appendiks C har vi lagt ved en oppsummering av dataene med kilder.

Dager hvor det mangler data, for eksempel helligdager, er dataene fra samtlige variabler fjernet, så dataene matcher til enhver tid.

Vi har også i noen deler tatt i bruk månedelige data, for den samme perioden. Vi bruker også her logaritmiske avkastning for de samme variablene, og verdiforskjell mellom perioder for Statsobligasjoner og Nibor.

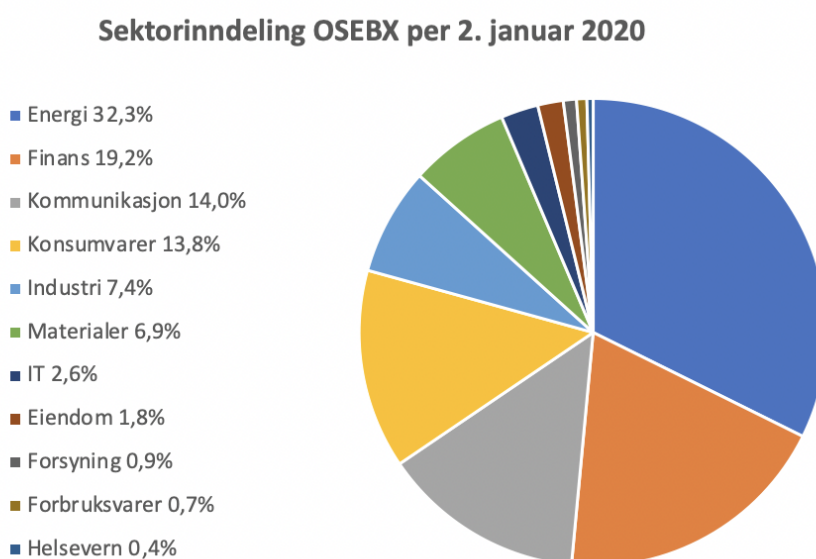
Videre vil det følge en presentasjon av de faktorene vi skal bruke, med Oslo Børs som avhengig variabel, og de resterende som uavhengig variabler.

3.1 Avhengig variabel

Vi presenterer avhengig variabel. Vi har her visst de forskjellige faktorene i level data. Dette er for å prøve å fremstille et bilde av hvordan Oslo Børs har beveget seg i forhold til de resterende variablene.

3.1.1 Oslo Børs

Vi skal i denne oppgaven forholde oss til det som kalles Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX), som er satt sammen av et representativt utvalg av alle noterte aksjer på Oslo Børs. Oslo Børs er delt opp i elleve forskjellige sektorer. Oljeprisen har historisk vært en viktig faktor for Oslo Børs grunnen Oslo Børs store eksponering til oljerelaterte selskaper, spesielt gjennom Equinor som er Oslo Børs desidert største selskap. De siste årene har derimot vist at Oslo Børs er mer enn en oljebørs (Melkevik, 2017). Per januar 2020, sto energisektoren på Oslo Børs for omtrent 1/3 av verdien på børsen. Resterende oppdeling er vist grafisk, med data hentet fra Oslo Børs, i figur 3.1.

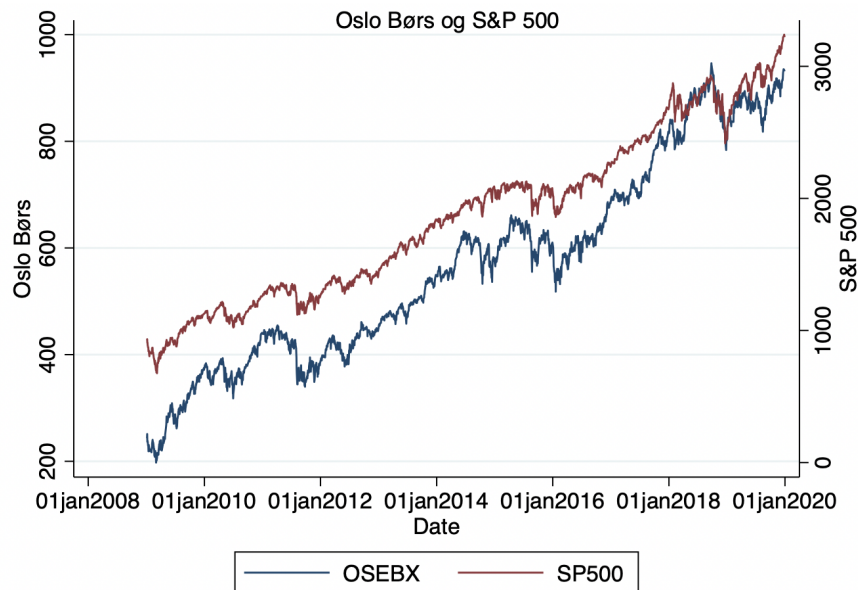


Figur 3.1: Sektorinndeling av Oslo Børs

3.2 Uavhengige variabler

I dette underkapitlet presenteres samtlige av de faktorene vi skal se på opp mot Oslo Børs. Disse er også presentert i level data.

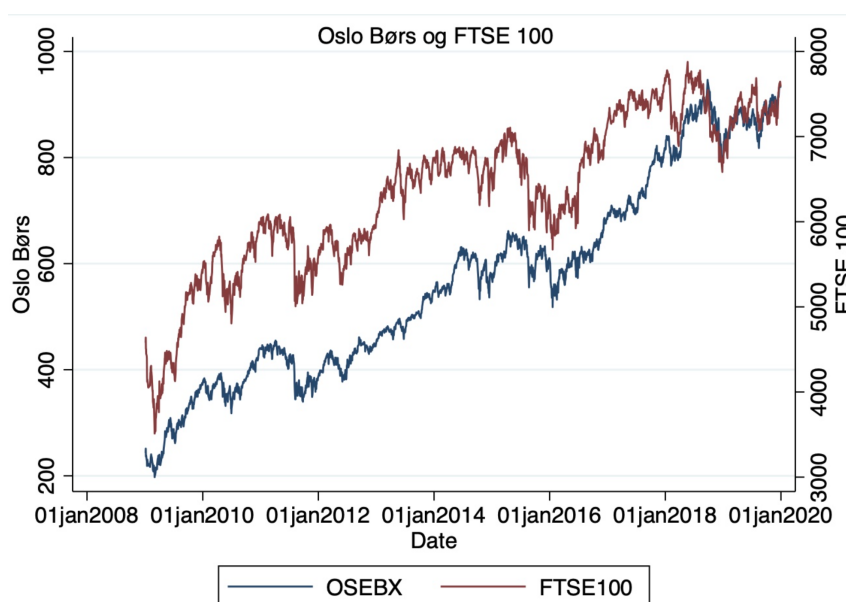
3.2.1 S&P 500



Figur 3.2: Graf av Oslo Børs opp mot S&P 500, level form

Standard & Poor 500 indeks er en markedsverdivektet indeks basert på de 500 største selskapene som er notert på NYSE (New York Stock Exchange) eller NASDAQ (National Association of Securities Dealers Automated Quotations). Indeksen har eksistert siden 1957, og er en svært sentral indeks på det amerikanske aksjemarkedet. Etersom S&P500 er en indeks som er basert på selskaper spredt over alle sektorer, vil det være naturlig å ta i bruk denne, fremfor f.eks. Dow Jones Industrial Index, som er mer siktet inn på industrisektoren. USA, som verdens største økonomi, med 1/4 av verdens verdiskapning, er forventet å ha en positiv innvirkning på OSEBX (Bajpai, 2020).

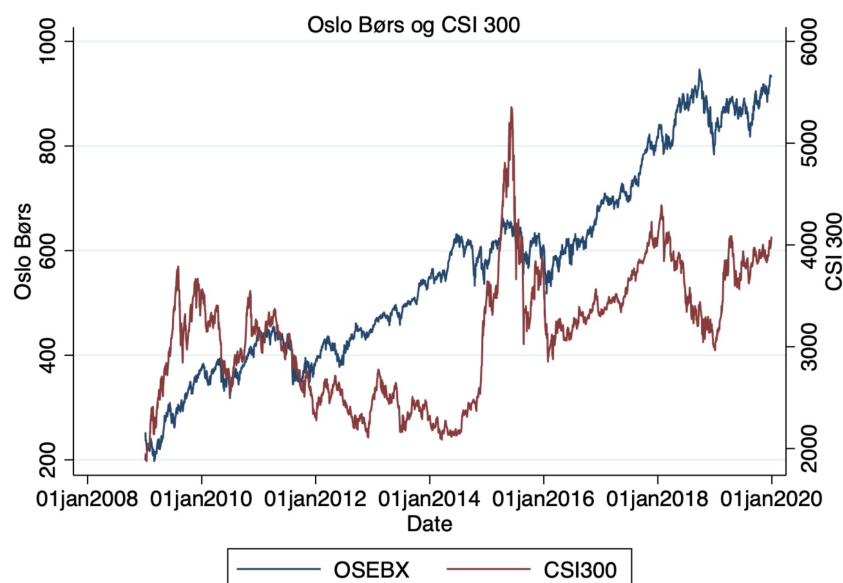
3.2.2 FTSE 100



Figur 3.3: Graf av Oslo Børs opp mot FTSE 100, level form

The Financial Times Stock Exchange 100 Index (FTSE 100) er en aksjeindeks for de 100 høyest prisede selskapene notert på London-børsen. Indeksen representerer ca. 80% av markedsverdien på London-børsen og vil av den grunn være en god indikator på den økonomiske situasjonen i Storbritannia. FTSE 100 er også den største børsen i Europa, og vil derfor også kunne fungere som en indikator på økonomien i Europa. Storbritannia er det landet Norge eksporterer desidert mest til, med hele 20.1% av all eksporten til Norge i 2019 (Statistisk Sentralbyrå, 2019). Det vil dermed være naturlig å anta at utviklingen på FTSE 100 vil til en viss grad påvirke utviklingen på Oslo Børs.

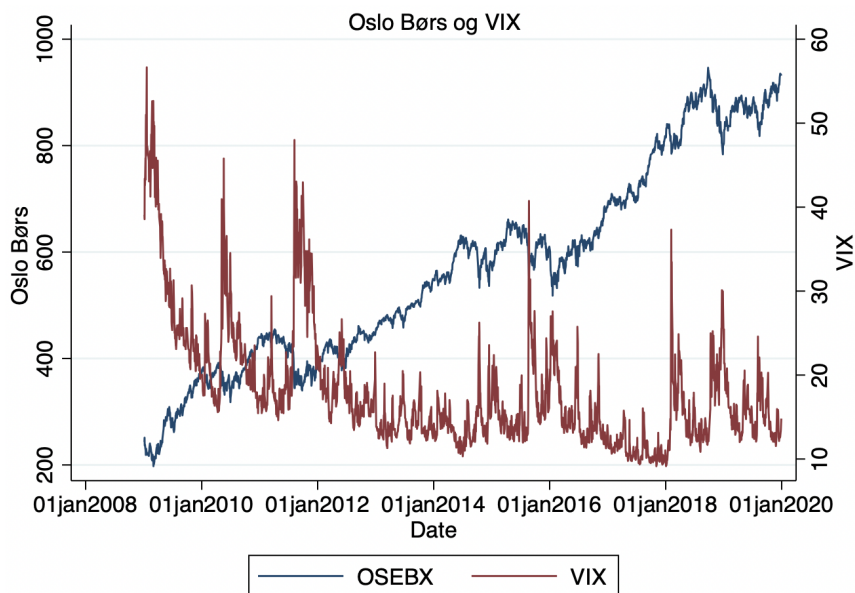
3.2.3 CSI 300



Figur 3.4: Graf av Oslo Børs opp mot CSI 300, level form

I likhet med de to indeksen over er CSI 300 (China Security Index) en markedsverdivektet indeks, her basert på de 300 største selskapene på Shanghai og Shenzhen indeksene. Indeksens mål er å reflektere den generelle utviklingen blant de største, noterte selskapene i landet. Kina er den raskest voksende økonomien i verden og per 2019 står den for 16.38% av av den globale økonomien (Bajpai, 2020). På grunn av størrelsen på økonomien vil den være en viktig makroøkonomisk indikator.

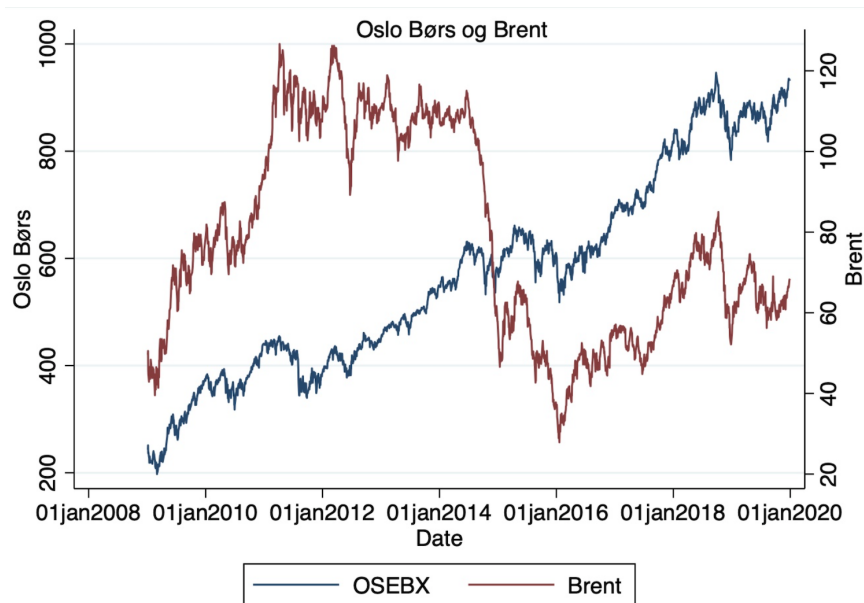
3.2.4 VIX-indeksen



Figur 3.5: Graf av Oslo Børs opp mot VIX, level form

Chicago Board Options Exchange Volatility Index (VIX) er en indikator som brukes til å måle volatilitet i S&P500-indeksen. Dette er den mest kjente volatilitetsindeksen vi har. En volatilitetsindeks blir brukt for å måle sannsynligheten for at markedet vil oppleve en brå, uventet prisbevegelse. VIX-indeksen blir med andre ord brukt til å måle et markeds relative ustabilitet. VIX-indeksen vil altså gi utslag i perioden hvor markedet opplever en usikkerhet, noe vi for eksempel kan se i midten av 2015, da oljeprisen falt drastisk. Det er vanskelig å utifra Figur 3.5 si noe om hvordan Oslo Børs korrelerer med VIX-indeksen, men man kan se at det er veldig skiftende fra periode til periode. Man kan også bemerke oss at Oslo Børs ser ut til å falle i perioder hvor vi ser store utslag i VIX-indeksen.

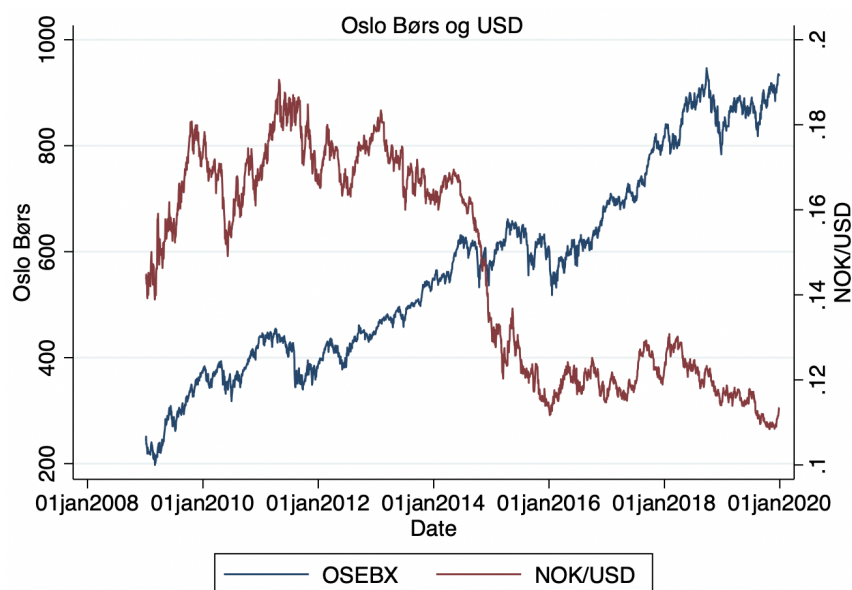
3.2.5 Oljepris



Figur 3.6: Graf av Oslo Børs opp mot oljepris, level form

Norge er en av verdens ledende nasjoner når det kommer til olje- og gassseksport (Norsk Petroleum, 2020). Resultatet av dette er at Oslo Energy Index utgjør over en tredel av markedsverdien til Oslo Børs. Brent spot er en sentral referansepris på olje, hovedsakelig i Europa. Dyrere oljepris, tilsier høyere inntjening for en rekke selskaper på Oslo Børs. Ettersom en stor andel av selskaper på Oslo Børs blir direkte påvirket av prisen på olje, forventes det at økning i oljepris fører til en økning på Oslo Børs.

3.2.6 NOK/USD

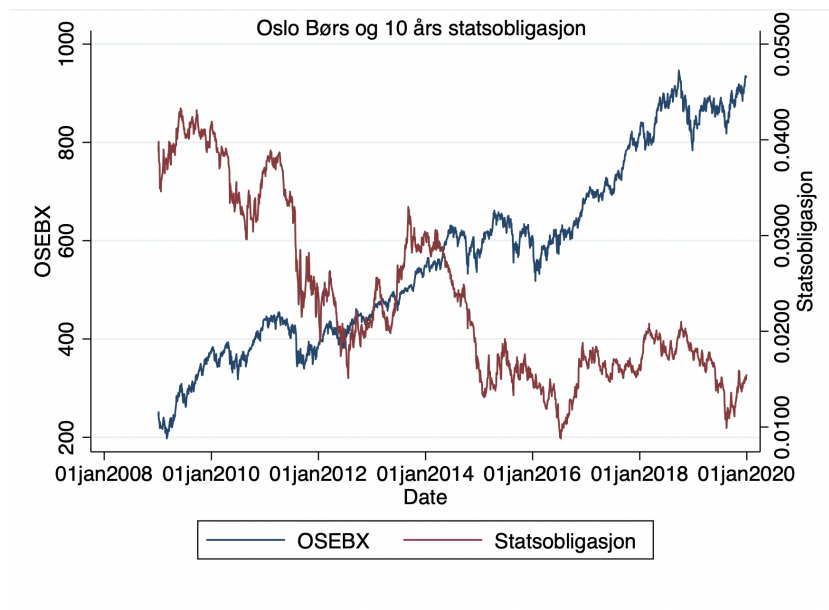


Figur 3.7: Graf av Oslo Børs opp mot NOK/USD, level form

Den amerikanske dollaren er verdens største og viktigste valuta. De fleste råvarer verden over blir handlet i denne valutaen. En sterk dollar tilsier økte inntekter for olje- og gassnæringen på OSEBX, som nevnt tidligere står for over en tredel av markedsverdien på OSEBX. I 2019 eksporterte Norge varer for om lag 900 milliarder kroner, hvor olje og gass sto for i underkant av 50% (Statistisk Sentralbyrå, 2019).

Forventer her at en dyrere dollar, fører til en økning på Oslo Børs. Perioden vi har valgt å studere har imidlertid opplevd en voldsom endring i dollarkursen, noe vi kan observere fra Figur 3.7.

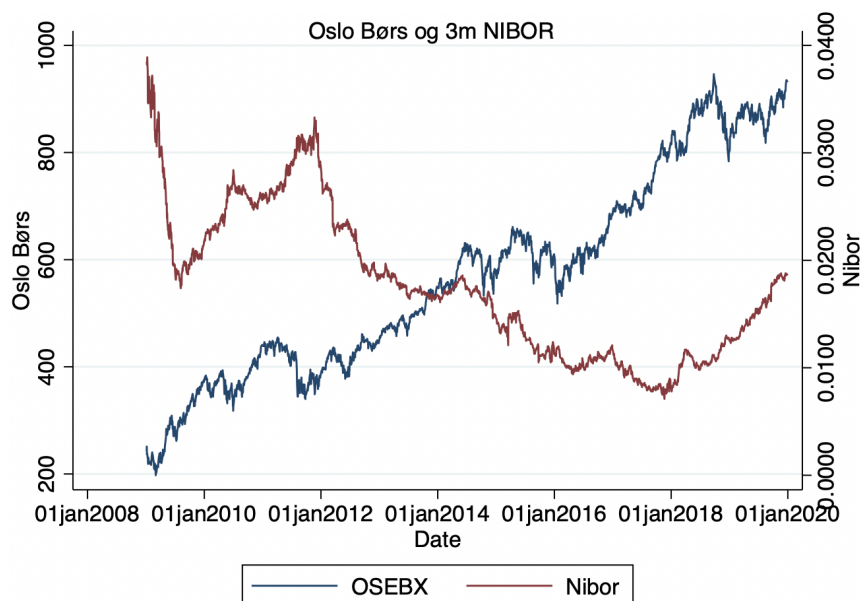
3.2.7 10 års statsobligasjon



Figur 3.8: Graf av Oslo Børs opp mot 10 års statsobligasjon, level form

10 års statsobligasjon er det man kaller “lange renter”. Dette er lånepapirer, med en tidshorisont på ti år, utstedt av staten. Statsobligasjoner blir utstedt når staten vil hente inn kapital. Statsobligasjoner blir ofte brukt som risikofri rente, ettersom at dette er obligasjoner som er garantert av staten. Statsobligasjoner har lavere renter enn private papirer, og blir derfor i flere land brukt som referanserente for prising av andre obligasjoner i tillegg til finansielle instrumenter (Norges Bank, 2019). Ifølge enkel økonomi vil en høyere rente føre til høyere kostnader for selskaper, noe som i hovedsak vil påvirke aksjer negativt. Men på en annen side så er en stigende rente et tegn på at økonomien gjør det bra. Det er vanskelig å finne noe forhold mellom lange renter og Oslo Børs ut i fra grafen over, men det kan se ut som den korrelerer både negativt og positivt i forskjellige perioder.

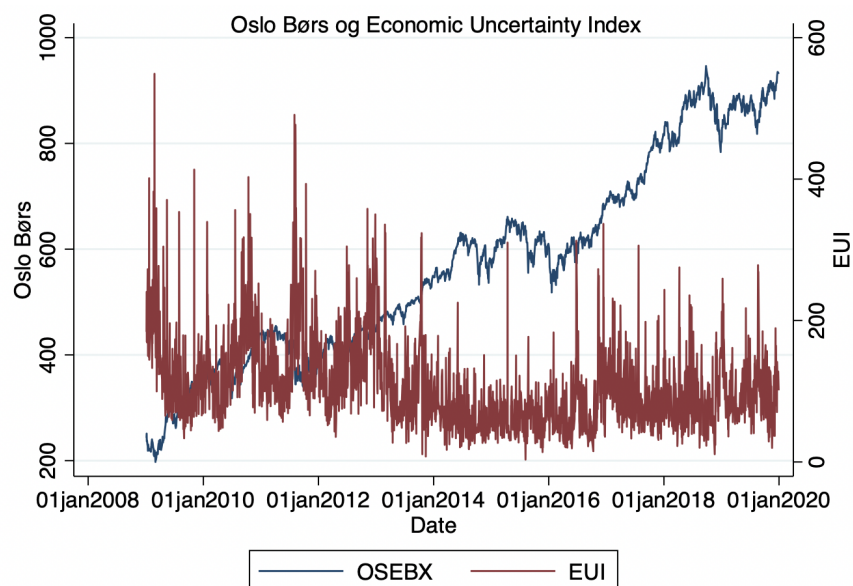
3.2.8 3 måneders NIBOR



Figur 3.9: Graf av Oslo Børs opp mot 3 måneders NIBOR, level form

Nibor står for Norwegian Interbank Offered Rate og er den viktigste referanserenten i Norge. Den er ikke basert på faktiske handler, men på et utvalg av hva forskjellige banker i Norge sitt beste anslag på hva renten ville vært dersom handler ble gjennomført (Norges Bank, 2019). I Norge er det mest vanlig å bruke tre måneders Nibor som referanserate for finansielle produkter.

3.2.9 EUI



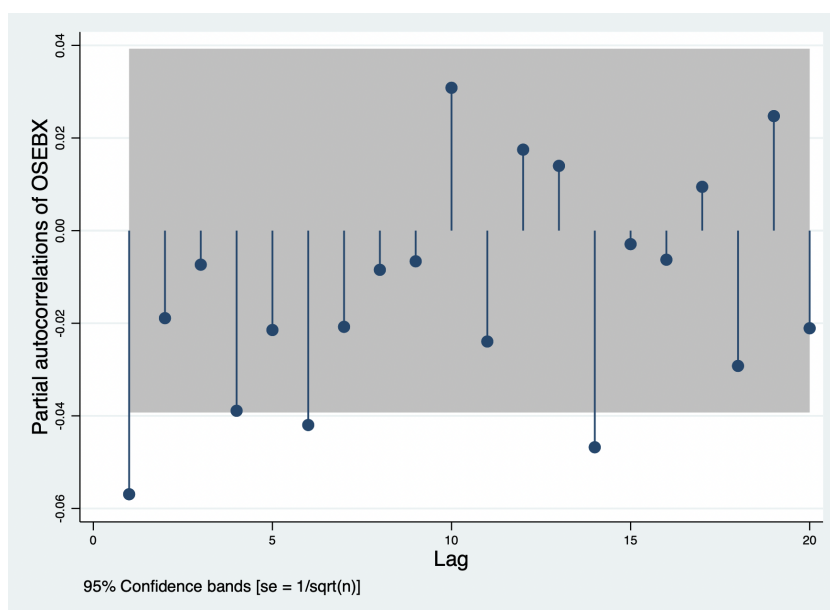
Figur 3.10: Graf av Oslo Børs opp mot EUI, level form

EUI er en indeks utviklet av for økonomisk politisk usikkerhet som er basert avisartikler i 21 forskjellige land hvor hvert land ser på frekvensen av avisartikler som inneholder termer som omhandler kategoriene Economy, Policy og Uncertainty. Disse dataene er blitt BNP-vektet for å danne en global indeks.

3.2.10 Laggede variabler

I tilfeller hvor vi har grunn til å tro at tidligere verdier kan ha en påvirkning på fremtidig verdi, vil det være nyttig å ta med laggede variabler (heretter omtalt som *lags*) i regresjonen. Dette vil gi mer pålitelige resultater.

Ved hjelp av et delvis autokorrelasjonsplott (PACF) kan man få en pekepinn på hvor mange lags man skal ta med i modellen. Vi ser fra figur 3.11 at historiske kurser har en korrelasjon med dagens kurs. Vi noterer oss spesielt stolpen i lag 1, som tilsier gårsdagens pris.



Figur 3.11: Partiell autokorrelasjons (PACF) for Oslo Børs

Hvis verdiene i tidsserien var helt uavhengige av hverandre ville verdien av autokorrelasjonen vært lik 0, og de estimerte verdien ville ikke vært signifikant forskjellige fra 0. I PACF plottet over viser det mørke området signifikansnivået for å undersøke om autokorrelasjonen mellom de daglige forandringene er forskjellig fra 0 på et 95% signifikansnivå. Vi bemerker oss at dette ikke er tilfelle her. Vi noterer oss at lag 1, 4, 6 og 14 ligger utenfor det skraverte området, og dermed finnes det noe mønster som kan fanges opp av dataene i tidsserien.

4 Metode

Vi vil her gå gjennom egenskaper som kreves ved tidsseriedata. I tillegg vil vi presentere tester for random walk og OLS, samt forutsetninger som kreves for å kunne ta i bruk OLS.

4.1 Egenskaper ved tidsserier

4.1.1 Stasjonaritet

For at økonometriske teknikker skal være anvendelige på tidsseriedata, må man først sørge for at tidsseriene er stasjonære. Dette handler kort fortalt om at normalfordelingen til en prosess må være stabil over tid. Noe som er et kriterium dersom man skal kunne ta antagelser om at signalene man finner i dataene vil kunne ha samme virkning over ulike tidsperioder. Altså at man kan anta forholdene man finner mellom variabler er stabilt over tid. For at en tidsserie skal være stasjonær må både forventningsverdien og variansen være konstant over tid. I tillegg er det også et kriterium at kovariansen mellom to verdier fra tidsserien kun avhenger av avstanden mellom observasjonene og ikke tid (Wooldridge, 2012). Dersom kriteriet om stasjonaritet ikke er oppfylt, kan dette likevel opppnås ved å differensiere datasettet, videre kan man teste for stasjonaritet ved hjelp av en Dickey-Fuller test for enhetsrot (Dickey og Fuller, 1979).

4.1.2 Svak avhengighet

Et annet viktig kriterium handler om hvor sterk tilknytning variablene kan ha med seg selv, i det avstanden mellom observasjonene blir større. Grovt sagt kan man si at en tidsserie prosess er weakly dependent (svakt avhengig), dersom korrelasjonen mellom en variabel på et tidspunkt t og et annet tidspunkt $t + h$, går mot null raskt nok når man øker h , som er avstanden mellom observasjonene. Dermed har vi at prosessen er asymptotisk ukorrelert. Sagt med andre ord, når observasjonene kommer lengre fra hverandre i tid, må korrelasjonen mellom observasjonene i tidsserien bli mindre og mindre. Grunnen til at dette kriteriumet er viktig, er at det erstatter kravet om random sampling, slik at OLS kan brukes i tidsserier som tilfredsstillter kravet om svak avhengighet.

Dersom for eksempel en $AR(1)$ prosess, hvor $y_t = \rho_1 y_{t-1} + e_t$, skal være svakt avhengig, avhenger dette av korrelasjonen ρ mellom y_t og y_{t-1} må være mindre enn én i absoluttverdi, $\rho_1 < 1$. Slik at det skapes et press mot at tidsserien raskt skal bevege seg tilbake mot gjennomsnittet (Wooldridge, 2012).

4.1.3 Highly Persistent tidsserier

Highly persistent tidsserier kjennetegnes ved at de er sterkt avhengige av sine tidligere verdier og oppfyller dermed ikke kravet om svak avhengighet. I denne oppgaven ser vi nærmere på et spesielt eksempel på dette, hvor man i en $AR(1)$ modell opplever at $\rho_1 = 1$. Da har vi en tidsserie som kalles for en random walk. Ved en random walk, vil det beste estimatet av y_t finnes ved å starte ved forrige verdi y_{t-1} , for å deretter legge til en tilfeldig variabel med forventet verdi på null, som er uavhengig av y_{t-1} . Dermed kan en random walk modell formuleres slik,

$$y_t = y_{t-1} + e_t \quad (4.1)$$

Et viktig kjennetegn ved en random walk, er at forventet verdi av y_t er uavhengig av tid. For å illustrere dette, viser vi hvordan vi finner forventet verdi ved et tidspunkt t .

$$E(y_t) = E(e_t) + E(e_{t-1}) + \dots + E(e_1) + E(y_0) \quad (4.2)$$

Siden den tilfeldige variabelen alltid har en forventet verdi på null, blir $E(y_t) = E(y_0)$. Slik ser man at forventet verdi av en Random Walk ikke avhenger av tid. Derimot, når det kommer til variansen til en random walk, vil denne i motsetning til forventet verdi være avhengig av tid. For å vise dette, antar vi at y_0 ikke er tilfeldig, slik at $Var(y_0) = 0$.

$$Var(y_t) = Var(e_t) + Var(e_{t-1}) + \dots + Var(e_1) + \sigma_e^2 t \quad (4.3)$$

Altså ser vi at variansen til en random walk modell øker lineært med tiden, slik at selv om gjennomsnittet av serien kan være konstant, vil ikke variansen til en Random Walk være konstant og dermed vil det heller ikke være en stasjonær prosess. Grunnen til at en

random walk omtales som highly persistent er at dagens verdi av y , er viktig for verdien av y langt frem i tid.

$$y_{t+h} = e_{t+h} + e_{t+h-1} + \dots + e_{t+1} + y_t \quad (4.4)$$

Dersom vi ved tidspunkt t ønsker å finne forventet verdi av y_{t+h} , gitt dagens verdi av y_t , vet vi at forventet verdi av e vil være null og dermed blir $E(y_{t+h})|y_t = y_t$. Slik ser vi at beste estimat på en random walk alltid bare vil være dagens verdi (Wooldridge, 2012).

I tillegg til å analysere dataene i stata, utfører vi et par andre metoder for å teste om vi har en random walk.

4.2 Tester for Random Walk

4.2.1 Variance Ratio Test

Variance ratio test, heretter kalt VR-test, er en test som ble utviklet av Andrew Lo og Craig MacKinlay i 1987. Testen blir flittig brukt for å teste for markedseffisiens, ved å se om det finnes autokorrelasjon mellom de forskjellige periodene. Hvis dette er tilfelle, er det som nevnt mulig å predikere fremtidige priser basert på historiske priser, noe som bryter med svak form effisiens-hypotesen. I denne testen er det antatt at random walk-hypotesen holder. VR-testen tester om dette stemmer eller ikke. Nullhypotesen til VR-test vil være at variance ratio er lik 1. Hvis vi antar at tidsserien følger random walk, vil den aggregerte variansen til k dager være k ganger høyere enn variansen for én periode. Altså ville vi se at variansen til avkastningen for en 4-dagers periode vil være 4 ganger større enn variansen for daglig avkastning. I testen vil vi teste dette for flere aggregerte perioder (Lo og MacKinlay, 1988).

Vi tester,

$$VR = \frac{\text{varians i dag } k}{k * \text{daglig varians}} \quad (4.5)$$

hvor k er antall dager aggregert. Lo and MacKinlay beviste at under forutsetningen om markedseffisiens vil denne variance ratio-statistikken følge en asymptotisk normalfordeling med gjennomsnitt lik 0 og ha en varians lik s^2 .

Vi tester,

$$VR \sim N(0, \sigma^2) \quad (4.6)$$

Varians blir estimert ut fra antall observasjoner vi har og lengden på intervallene som blir brukt for å finne aggregert avkastning.

$$\sigma^2 = \frac{2(k-1)(2k-1)}{3kn} \quad (4.7)$$

Videre kan vi bruke formlene over, og ved hjelp av sentralgrenseteoremet, komme frem til z-verdi.

$$Z = \frac{VR - 1}{\sigma} \quad (4.8)$$

Hvis z-scoren ligger utenfor intervallet på $[-1,96, 1,96]$ kan vi avslå Random Walk-hypotesen på et 95% signifikansnivå.

4.2.2 Runs test

Runs Test, også kalt Wald-Wolfowitz runs test (Bradley, 1968), er en ikke-parametrisk test som blir brukt til å teste for random walk-hypotesen. For å ta i bruk Runs test deler vi datasettet inn i positiv avkastning og negativ avkastning. Vi finner så ut hvor mange sammenhengende dager vi har av hhv. positive og negative dager og hvor mange vi har av hhv. positive og negative enkeltdager. Vi definerer runs som påfølgende dager hvor avkastninger har samme fortegn. Testen går så ut på at vi tester for om antall runs (sammenhengende dager med positiv/negativ avkastning) er signifikant høyere/lavere enn hva som forventes. Under nullhypotesen vil antall runs (sammenhengende dager med oppgang/nedgang i en serie med N dager) være en tilfeldig variabel med betinget fordeling gitt antall dager N^+ (oppgang) og N^- (nedgang) være omtrent normal, med:

$$\text{Gjennomsnitt } \mu = \frac{2N^+N^-}{N} + 1 \quad (4.9)$$

$$\text{Varians } \sigma^2 = \frac{(\mu - 1)(\mu - 2)}{N - 1} \quad (4.10)$$

hvor $N = N^+ + N^-$. Vi kan da bruke disse verdiene til å avgjøre, ved hjelp av en Z-test, om våre observerte verdier avviker signifikant mye med de forventede verdiene. Ved en Z-score som ligger utenfor 95% signifikansnivå kan vi forkaste nullhypotesen, og konkludere med at datasettet trolig ikke følger random walk.

4.3 Minste kvadraters metode

Minste kvadraters metode (OLS) brukes for å estimere en sammenheng mellom én eller flere forklaringsvariabler og avhengig variabel Y . Navnet kommer fra at estimatene minimerer summen av de kvadrerte residualene (Wooldridge, 2012). En avhengig variabel Y beskrives av n uavhengige variabler:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_n X_{ni} + u_i, \quad (4.11)$$

hvor Y_t er avhengig variabel, β_0 er konstantledd, X_{ni} er avhengige variabler og u_i er et feilledd som representerer faktorer utenom X som påvirker Y .

Når vi har funnet konstantleddet og de forskjellige forklarende variablene estimerer vi regressjonslinjen:

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \dots + \hat{\beta}_n X_{ni} \quad (4.12)$$

For å måle forklaringskraften til OLS-modellen definerer vi følgende begrep:

- $SST = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ Total sum of squares
- $SSE = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$ Explained sum of squares
- $SSR = SST - SSE$ Residual sum of squares

SST viser den kvadrerte, totale differansen mellom Y og gjennomsnittet til Y . Denne sier noe om hvor mye variasjon det er i de forklarende variablene. SSE viser hvor mye av variansen i de forklarende variablene som er forklart av modellen, mens SSR fanger opp hva som ikke er forklart av modellen. Som et *goodness – of – fit* mål brukes R^2 som forklaringskraften til modellen. En høyere R^2 indikerer at modellen passer bedre. En R^2 på 1, tilsier at alt fanges opp av modellen. Vi definerer R^2 som:

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (4.13)$$

For å ta i bruk OLS-modellen er det viktig at datasettet inneholder noen forutsetninger

for at resultatene til modellen er gyldige (Brooks, 2014). Det vil her bli gjort rede for disse forutsetningene, og hvordan man kan undersøke om de oppfylles.

1. $E(u_t) = 0$ Feilleddet har en forventning lik null
2. $Var(u_t) = \sigma^2 < \infty$ Fravær av heteroskedastisitet
3. $COV(u_t, x_t) = 0$ Fravær av autokorrelasjon
4. $COV(u_t, x_t) = 0$ De forklarende variablene er ikke-stokastiske
5. $u_t \sim N(0, \sigma^2)$ Normalfordelte residualer

Hvor u_t er residualet og x_t er forklarende variabel.

Vi viser videre hvordan man kan undersøke om forutsetningene er opprettholdt, og hvordan man eventuelt kan løse det i tilfeller hvor vi ser brudd på forutsetningene.

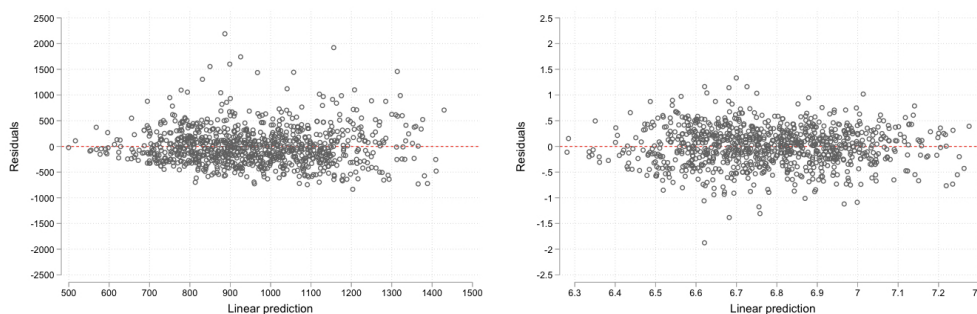
4.3.1 Feilleddet har forventning lik null

Den første forutsetningen er at feilleddet har forventning lik null. Ettersom modellen har et konstantledd, blir ikke denne forutsetningen brutt. Hvis det ikke hadde vært et konstantledd, ville regresjonslinjen bli presset gjennom origo, noe som ville gitt unøyaktige resultater.

4.3.2 Ingen heteroskedastisitet

Forutsetning 2 sier at spredningen i residualene skal være lik for alle x-verdier. Det vil si at variansen til feilleddet (u_t), skal være konstant uavhengig av tid. Dette blir omtalt som homoskedastisitet. Dersom variansen ikke er konstant for alle observasjoner, har vi heteroskedastisitet. Dersom feilleddet er heteroskedastisk vil regresjonsmodellen ikke lenger korrekt estimere standardfeil. Dette kan resulteres i at testresultatene blir unøyaktige, som dermed kan ende med feil konklusjon. (T-test og F-test vil være ugyldige).

Det finnes flere måter man kan teste om datasettet er homoskedastisk. Først kan man ved hjelp av visuell tolkning se om det er noe som antyder at det er et problem. I figur 4.1 under kan man se et tilfelle hvor vi har tydelig heteroskedastisitet, og et hvor det ser ut til å være homoskedastisitet (Landlaud, 2019).



Figur 4.1: Venstre: Heteroskedastisitet, Høyre: Homoskedastisitet

Grafisk plott av residualene vil kun gi oss en pekepinn for om vi har homoskedastisitet. Videre kan vi ved hjelp av Breusch-Pagan og White-test undersøke om datasettet er homoskedastisk.

Man kan oppdage heteroskedastisitet ved hjelp av Breusch-Pagan test (Breusch og Pagan, 1979). Måten dette skjer på er at man undersøker om variansen synker eller øker på den avhengige variabelen. Ved å ta i bruk en nullhypotese (H_0) om at variansen er konstant, kan man ved hjelp av testen forkaste eller beholde H_0 . Testen tar i bruk kjiokvadrat-verdier for å vurdere om det finnes heteroskedastisitet.

Forutsetning for at BP-test skal fungere er at residualene er konstant synkende eller økende. Hvis dette ikke er tilfelle vil BP-test ha problemer. BP-test krever også at residualene er normalfordelte. Hvis det er problemer med disse forutsetningene kan man ta i bruk White test (White, 1980).

White test er også basert på en nullhypotese om at det er homoskedastisitet. White test er en mer generell test, hvor Breusch-Pagan er en spesifikk versjon av denne. Som nevnt har ikke White test problemer med normalfordelte residualer, eller om residualene skulle vært synkende eller økende.

White test antar at det er heteroskedastisitet ved å undersøke alle de uavhengige verdiene, en funksjon av deres kvadratiske verdier i tillegg til krysspunktene deres. Nullhypotesen her vil være at alle koeffisientene er lik null, og den alternative hypotesen er at koeffisientene er ulik null. Ettersom White test opererer med et høyere antall frihetsgrader kan testen gi unøyaktige resultater når utvalget er lavt.

4.3.3 Ingen autokorrelasjon

Autokorrelasjon får en dersom det finnes en korrelasjon mellom feilleddene i regresjonen. Vi kan dele autokorrelasjon inn i negativ- og positiv autokorrelasjon. Ved positiv autokorrelasjon så vil lave verdier følge lave verdier, og høye verdier følge høye verdier. Ved negativ vil negative verdier følges av positive, og omvendt. Konsekvensene til autokorrelasjon er at det kan føre til feilestimering av standardfeilene, noe som kan føre til unøyaktige resultater.

Autokorrelasjon kan testes ved hjelp av Durbin Watson test. Ved å finne feilleddet ved hjelp av OLS kan man undersøke om det finnes korrelasjon mellom feilleddet i to forskjellige perioder.

Durbin Watson tar i bruk nullhypotese (H_0) om ingen første ordens autokorrelasjon, mot alternativ hypotese (H_1) om at det finnes første ordens autokorrelasjon. For at Durbin Watson skal kunne anvendes forutsetter det at feilleddene er normalfordelte og stasjonære.

Testen blir utført ved følgende formel (Wooldridge, 2012):

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^n (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \hat{u}_t^2} \quad (4.14)$$

$$DW \approx 2(1 - \hat{\rho}) \quad (4.15)$$

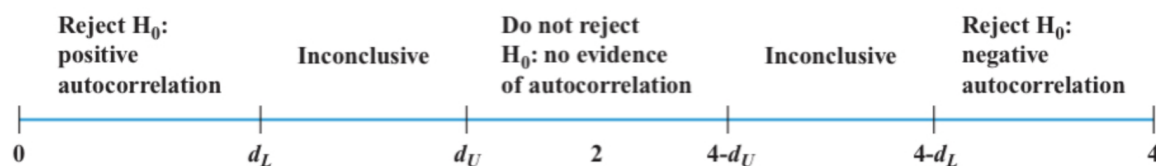
Hvor u er residualene vi får ved OLS.

Formelen vil alltid gi en verdi mellom 0 og 4, hvor:

- 2 = ingen autokorrelasjon
- 0-2 = positiv autokorrelasjon
- 2-4 = negativ autokorrelasjon

Som en tommelfingerregel kan man anta at verdier mellom 1,5 og 2,5 vil bli sett på som relativt normale. Måten å gjøre det ellers er ved å ta i bruk en Durbin Watson tabell, som oppgir en øvre- og nedre kritisk grense. En verdi på 2 vil gi indikasjon på ingen autokorrelasjon. Ved verdier under den nedre kritiske grensen (D_L) og verdier over

$(4 - D_L)$ er indikasjon på at man har autokorrelasjon. Durbin Watson testen kan også gi resultater hvor man hverken kan bekrefte eller avkrefte autokorrelasjon, vist i figur 4.2 (Brooks, 2014).



Figur 4.2: Durbin Watson test

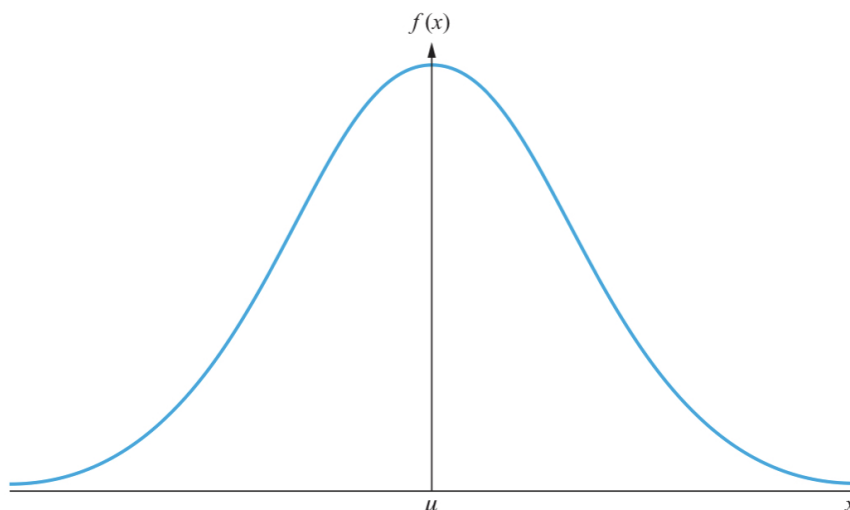
I tilfeller hvor vi har problemer med autokorrelasjon kan vi ta i bruk Prais-Winsten, som er en metode som tar hensyn til AR(1) autokorrelasjon (Prais og Winsten, 1956).

4.3.4 Forklarende variabler ikke-stokastiske

En annen forutsetning er at de forklarende variablene må være eksogene. Det vil si at de forklarende variablene kan påvirke den uforklarende variabelen, men ikke motsatt. Vanskelig å argumentere for at de forklarende variablene er ikke-stokastiske, men vi kan anta at de forklarende variablene er svakt eksogene, da vi trolig kan anta at en liten børs som Oslo Børs, ikke vil ha noe spesiell påvirkning på de store internasjonale faktorene vi har tatt med i datasettet.

4.3.5 Normalfordelte residualer

For at man skal kunne ta i bruk hypotesetesting er det viktig at residualene er normalfordelte. For at normalitetsforutsetningen skal holde må feilledet være uavhengig av de forklarende variablene x_1, x_2, \dots, x_n og normaldistribuert med en forventningsverdi på null og varians lik (σ^2). Man sier at feilledet skal være i.i.d (independently and identically distributed). For å undersøke om residualene er normalfordelte kan man ta i bruk et normalfordelingsplott. En normalfordelt distribusjon skal ha en bjelleformet graf, med et gjennomsnitt på 0, som vist i figur 4.3 (Brooks, 2014).



Figur 4.3: Normaldistribusjon

Bera-Jarque test tester for en nullhypotese om at residualene er normalfordelte, mot en alternativ hypotese om at vi ikke har normalfordelte residualer. Verdien til Bera-Jarque test finner vi ved:

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right] \quad (4.16)$$

hvor n er antall, S er skewness og K er kurtose.

Dersom Jarque-Bera testen har en p-verdi på lavere enn 0,05 forkaster man H_0 , og konkluderer med at residualene ikke er normalfordelte.

I tilfeller hvor vi har stort utvalg er ikke normalitetsforutsetningen kritisk viktig, da vi finner at t- og F-statistikk viser seg å følge t- og F-distribusjon ganske nøyaktig, selv uten at forutsetningen for normalitet er oppfylt (Wooldridge, 2012).

4.3.6 Multikollinearitet

Multikollinearitet har vi når det for eksempel finnes to forklarende variabler i en multipl regressjonsmodell som korrelerer så sterkt at det blir overflødig å ta i bruk begge. Et tilfelle hvor vi har ingen korrelasjon mellom variablene omtales som ortogonalitet. Hvis de forklarende variablene er ortogonale så vil vi ikke få en endring i de resterende forklarende variablene, hvis vi legger til, eller fjerner én av dem. Det vil svært sjeldent forekomme

tilfeller hvor vi har helt fravær av multikollinearitet, så målet vil være å finne variabler som er innenfor hva som aksepteres med tanke på multikollinearitet (Brooks, 2014).

Vi kan ved hjelp av en korrelasjonsmatrise undersøke for om vi har høy korrelasjon mellom de forskjellige forklarende variablene. En korrelasjonsmatrise vil vise korrelasjonen mellom alle de forklarende variablene opp mot hverandre, og denne kan hjelpe oss å identifisere hvor vi kan få de største problemene. Vi kan også ved hjelp av visuell tolkning undersøke to variabler opp mot hverandre i spredningsplott.

Foruten visuell tolkning kan man ta i bruk *VIF* (Variance Inflation Factor) for å analysere i hvilke grad multikollinearitet forekommer. Ved å kjøre en regresjon mellom to variabler, finner vi forklaringsgraden R^2 . Denne settes så inn i følgende formel (Wooldridge, 2012):

$$VIF_i = \frac{1}{(1 - R_i^2)} \quad (4.17)$$

- 1 = ikke korrelert
- Mellom 1 og 5 = lav korrelasjon autokorrelasjon
- Mer enn 5 = høy korrelasjon

Nøyaktig hva som er en akseptabel *VIF* er debattert, men faktumet er at jo høyere *VIF*, jo mindre pålitelige vil regresjonsresultatene bli. Mange opererer med en at en *VIF*-verdi som overstiger 10 innebærer at vi vil få problemer.

4.4 Structural break

Vi vil videre også teste om vi finner en *structural break* i datasettet. En structural break er når tidsserien opplever en endring i enten gjennomsnitt, eller andre parametere som er med å definere datasettet.

Den vanligste testen for å teste for *structural break* er Chow (1960). Måten dette blir gjort på er at han deler datasettet inn i to perioder, og sammenligner parameterene til disse to delperiodene ved hjelp av en F-test. Svakheten med denne testen er at denne krever at *break date* er kjent.

Andrews (1993) utviklet en test hvor man kombinerer test-statistikken fra hver mulige *break* i datasettet. Det vil så bli brukt den høyeste verdien av hver mulige *break – date*. Testen for hver mulige *break – date* kan enten være en Wald eller LR-test. Hensikten bak disse testene er å sammenligne verdiene med hva som er forventet under nullhypotesen om at det finnes ingen *structural break*

4.5 ARMA

Autoregressive Moving Average (ARMA) er en metode som blir brukt for å predikere fremtidige “point estimates” i en tidsserie. Den blir ofte omtalt som Box-Jenkins-metoden, etter George Box og Gwilym Jenkins.

En ARMA-modell er satt sammen av to forskjellige ledd; AR og MA, hvor:

- AR: viser til en modell som bruker tidligere, eller laggede variabler
- MA: viser gjennomsnittet til residual feilleddet for n laggede perioder

Å finne frem til riktig spesifikasjoner for ARMA-modellen kan være krevende, og det baserer seg mye på å prøve seg frem, for så å sammenligne de forskjellige modellen opp mot hverandre. For å komme igang kan det være til hjelp å se på korrelogram for å se om vi finner noe korrelasjon mellom variabelen i forskjellige perioder. Vi kan også sammenligne forskjellige ARMA-modeller ved å se på *Root Mean Squared Error (RMSE)* og *AIC*. Vi vil til slutt ende opp med en modell som er notert som $ARMA(p, q)$, hvor p er Autoregressive (AR) leddet og q viser til moving average (MA).

En standard ARMA-modell kan bli skrevet som (Brooks, 2014):

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_p u_{t-p} + u_t, \quad (4.18)$$

hvor u_t er en hvit støy prosess med forventning lik null og varians lik σ^2

4.5.1 Root mean squared error

RMSE er den mest brukte evalueringsmetoden for å måle nøyaktigheten i en prognose. RMSE måler størrelsen på *forecast error* og er enkelt forklart kvadratroten til *mean squared error*.

$$\sqrt{E[(e_{T+h})^2]} = \sqrt{E[(y_{T+h} - \hat{y}_{T+h})^2]} \quad (4.19)$$

Estimat for RMSE finner man fra *out-of-sample* forecast errors i P forskjellige tider.

$$RM\hat{S}E_h = \sqrt{(P)^{-1} \sum_{i=0}^{P-1} e_{T+h+i}^2} \quad (4.20)$$

Kort forklart finner vi RMSE ved å:

- Finne residualene, og opphøye dem i to.
- Finne gjennomsnittet til residualene.
- MA: Ta kvadratroten av residualene i perioden out-of-sample.

Målet er å finne den modellen som produserer lavest RMSE (Glen, uåb).

4.5.2 Akaike informasjonskriterium

Akaike informasjonskriterium (AIC) brukes til å sammenligne kvaliteten mellom forskjellige statistiske modeller. AIC sier ikke noe om hvor bra modellen er, men brukes mer som et mål for å sammenligne relativt til andre modeller. Modellen foretrekker mindre residualfeil, men straffes hvis det inkluderes flere parametere (Glen, uåa).

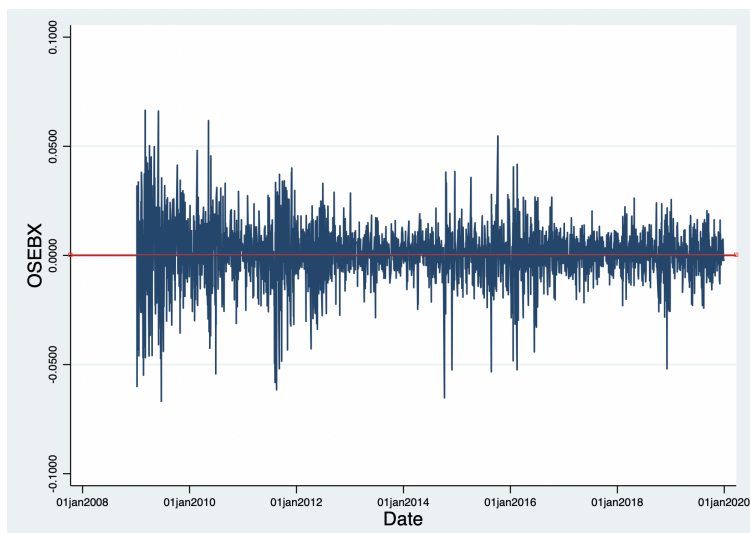
$$AIC = -2(\text{Log} - \text{likelihood}) + 2K \quad (4.21)$$

- n = utvalg
- K = antall parametere.
- Log-likelihood er et mål på hvor bra modellen passer.

5 Analyse

5.1 Stasjonaritet

For å teste om datasettet er stasjonært kan vi undersøke visuelt hvordan datasettet ser ut.



Figur 5.1: Returns Oslo Børs

Vi bruker Dickey Fuller test for å teste om datasettet er stasjonært. Testen tar for seg en nullhypotese om at det finner en enhetsrot, og at datasettet er ikke-stasjonært. Med en p-verdi på 0.000 kan vi forkaste nullhypotesen, og konkludere med at datasettet er stasjonært.

Dickey-Fuller test for enhetsrot		Observasjoner: 2491		
	Test statistikk	1% kristisk grense	5% kristisk grense	10% kristisk grense
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-verdi:	0.0000			

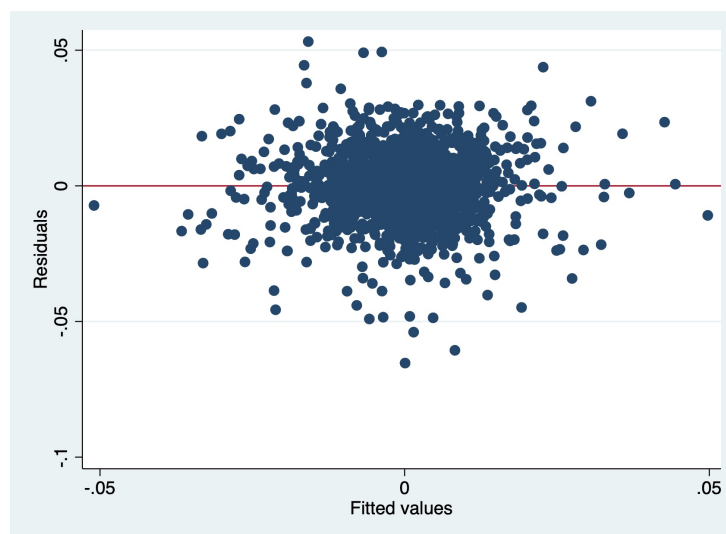
Tabell 5.1: Dickey Fuller test

5.2 Forutsetninger for OLS

For at vi skal bruke OLS må vi som nevnt tidligere ha oppfylt forutsetningene for OLS-regresjon. Det vil i starten av dette kapitlet bli gjort rede for om disse forutsetningene er oppfylt.

5.2.1 Fravær av heteroskedastisitet

For at OLS skal være gyldig må vi ha homoskedastisitet. Dette har vi undersøkt ved hjelp av residualplott og ved hjelp av Breusch-Pagan test. I et datasett hvor heteroskedastisitet er tilstedeværende vil vi kunne se at residualplottene danner et kjegleformet mønster. Det vil ikke alltid være slik at man, ved hjelp av disse plottene, kan avgjør om det forekommer et problem med heteroskedastisitet eller ikke. Visuell tolkning av residualene vil ofte gi litt upresise resultater. Fra figur 5.2 vil det være vanskelig å bedømme om om forutsetningen er oppfylt. Derfor vil en Breusch-Pagan test være nødvendig for å avklare dette. (se appendiks B for visuell tolkning av OSEBX opp mot alle faktorene).



Figur 5.2: Residualplott

Ved en Breusch-Pagan test tester vi for en nullhypotese om at det er konstant varians, altså homoskedastisitet, mot en alternativ hypotese. Resultatene fra testen viser at vi får en p-verdi på 0.0001, noe som antyder at vi kan forkaste H_0 om konstant varians, og vi konkluderer med at datasettet har problemer med heteroskedastisitet.

Breusch-Pagan test	
Kji^2	17.70
$Prob > Kji^2$	0.000
Konklusjon:	Forkaster H_0

Tabell 5.2: Breusch-Pagan test

Vi ser også at vi ved å utføre en White-test får p-verdi på 0.000, noe som tilsier at vi kan forkaste nullhypotese om at det er konstant varians.

White test	Kji^2	df	p-verdi
Heteroskedastisitet	528.40	54	0.000
Konklusjon	Forkaster H_0		

Tabell 5.3: White test

Vi registrerer at det ser ut til å være et problem med heteroskedastisitet så vi vil videre ta i bruk robuste standardfeil når vi utfører regresjonen.

5.2.2 Ingen autokorrelasjon

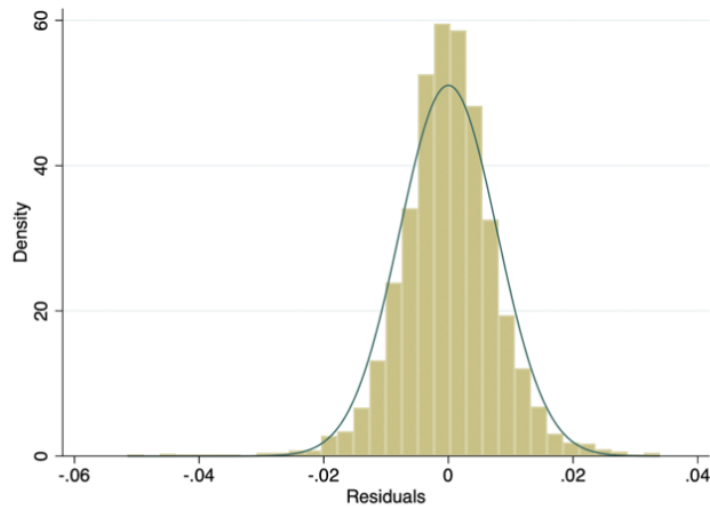
For å undersøke om det forekommer autokorrelasjon kan vi ta i bruk Durbin-Watson test og Breusch-Godfrey test. I datasettet vårt har vi 2491 observasjoner og ti parametre. Ved hjelp av Durbin-Watson tabell finner vi en nedre kritisk verdi (D_L) som er omtrent 1.916 og øvre kritisk verdi (D_U) på 1.937. Videre blir da $(4 - D_U)$ lik 2.063 og $(4 - D_L)$ lik 2.084. Testen gir oss en DW-verdi lik 2.362, noe som antyder at vi kan forkaste H_0 om ingen autokorrelasjon. Vi konkluderer med at datasettet ser ut til å inneholde negativ autokorrelasjon.

Vi tar i bruk Prais-Winsten og kjører testen på nytt. Dette gir oss en ny DW-verdi som er lik 2.0253, noe som er innenfor det vi godtar som “ingen autokorrelasjon”.

5.2.3 Normalfordelte residualer

For å undersøke om residualene er normalfordelte tar vi i bruk testen Bera-Jarque, i tillegg til at vi ser på residualene ved hjelp av et histogram.

Vi bruker et histogram av residualene for å undersøke forutsetningen om normalfordeling. Ved normalfordelte residualer skal vi ha et histogram som er bjelleformet. Ved visuell tolkning av histogrammet i figur 5.3 ser dette ut til å stemme.



Figur 5.3: Histogram av residualene

I likhet med forutsetningen om homoskedastisitet, vil det også her være nødvendig å bruke en statistisk test for å konkludere om forutsetningen er oppfylt. Vi tar i bruk Bera-Jarque test. I denne testen har vi en nullhypotese om at vi har normalitet. Vi ser at også her får vi problemer med den statistiske testen ved å ta i bruk vanlig regresjon, og kjøre test på residualene. Vi velger likevel å godta resultatet, da forutsetningen for normalitet viser seg å være mindre kritisk ved stort utvalg fordi t- og F-statistikk viser seg å følge t- og F-distribusjon ganske nøyaktig, selv uten at forutsetningen for normalitet er oppfylt.

Bera-Jarque test	
Kji^2	1245
$Prob > Kji^2$	0.000
Konklusjon: Forkaster H_0	

Tabell 5.4: Bera-Jarque test

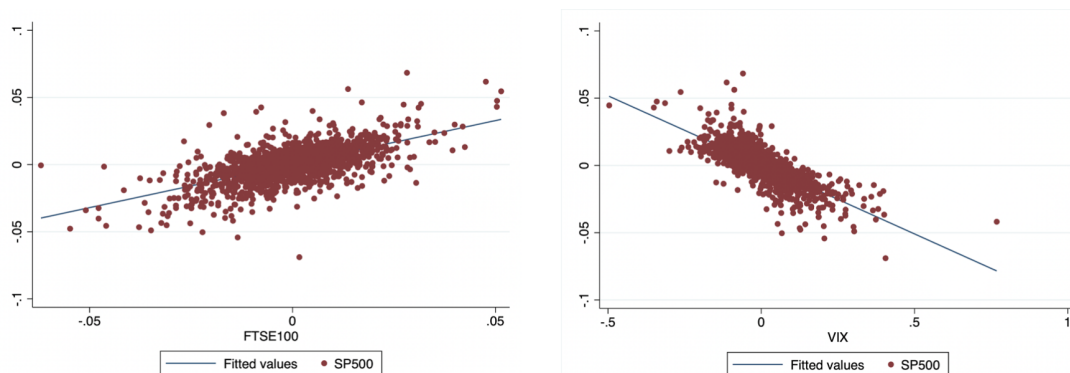
5.2.4 Multikollinearitet

For å undersøke om det finnes multikollinearitet i datasettet kan vi se på korrelasjon mellom de forskjellige variablene i form at en korrelasjonsmatrise. I tillegg ser vi på *Variance Inflation Factor (VIF)*.

	S&P 500	CSI 300	FTSE 100	VIX	Brent	USDNOK	Statsobligasjon	Nibor	EUI
S&P 500	1.000								
CSI 300	0.1459	1.000							
FTSE 100	0.6291	0.2034	1.000						
VIX	-0.7678	-0.1189	-0.4948	1.000					
Brent	0.4107	0.1293	0.3865	-0.3028	1.000				
USDNOK	0.4564	0.1249	0.3376	-0.3332	0.4092	1.000			
Statsobligasjon	0.2129	0.0660	0.2730	-0.1728	0.1503	0.2053	1.000		
Nibor	0.0240	0.0412	0.0743	-0.0276	0.0293	0.1839	0.0680	1.000	
EUI	-0.0096	-0.0067	0.0081	0.0265	0.0040	0.0037	-0.0034	0.0092	1.000

Tabell 5.5: Korrelasjonsmatrise

En korrelasjon med en absoluttverdi høyere enn 0.5 kan sies å være sterk korrelasjon (Cohen, 1988). Vi ser at dette er tilfellet for enkelte av variablene, hvor det finnes høyest korrelasjon mellom henholdsvis FTSE 100 og S&P 500, samt negativ korrelasjon mellom S&P 500 og VIX. Hvis vi setter disse to opp mot hverandre i et scatter plot kan vi visuelt se om det er antydning til multikollinearitet.



Figur 5.4: Scatterplott, S&P 500 mot FTSE 100 og VIX

Vi ser antydning av korrelasjon, positiv og negativ, mellom hhv. S&P 500 og FTSE 100, og S&P 500 og VIX. Om den er betydelig nok kan undersøkes ved hjelp av VIF.

Vi bemerker oss også at det er S&P 500 og VIX som utgjør det største problemet. Begge ligger innenfor intervallet moderat korrelasjon. Vi ser at vår høyeste verdi ligger på 3.36, og konkluderer med det at datasettet har fravær av høy multikollinearitet.

Variabel	VIF	1/VIF
SP500	3.36	0.2978
VIX	2.44	0.4090
FTSE100	1.80	0.5546
NOKUSD	1.44	0.6956
Brent	1.34	0.7446
Statsobligasjon	1.10	0.9096
CSI 300	1.05	0.9531
Nibor	1.05	0.9542
EUI	1.00	0.9984
Mean VIF	1.62	

Tabell 5.6: VIF

5.3 Tester for Random Walk

Vi tar i bruk Variance Ratio test (VR-test) og Runs test for å undersøke om Oslo Børs i tidsintervallet 2009 til 2019 følger en random walk prosess.

5.3.1 Variance Ratio Test

Antall k dager brukt for å finne aggregert varians							
2		4		8		16	
VR	Z-stat	VR	Z-stat	VR	Z-stat	VR	Z-stat
0.955*	-2.344	0.920*	-2.251	0.806*	-3.440	0.738*	-3.124
95% signifikant: *							

Tabell 5.7: VR-test

Ut ifra tabellen over ser vi at vi har en synkende Variance Ratio, hvor samtlige av verdiene for hhv. $k = 2, 4, 8$ og 16 er signifikant forskjellig fra 1 på 95% nivå. Vi kan med dette konkludere med at Oslo Børs mest sannsynligvis ikke følger random walk i perioden 5.januar 2009 til 30. desember 2019. I et tilfelle hvor vi observerer at ingen av disse VR-verdiene statistisk er forskjellig fra 1, har vi en random walk. I en ren random walk modell vil VR-ratioen være 1 for alle verdier av k . Vi kan ut ifra tabell 5.7 se at vi har en synkende VR for en økende k . Hvis variance ratioen er mindre enn 1, vil tidsserien antyde at vi har mean reversion. Forandringer i en retning vil ofte føre til påfølgende dag hvor vi ser forandringer i motsatt retning. Forskjellen mellom en *mean reversion prosess* og en *random walk* er at etter et sjokk, vil vi ved en mean reversion prosess se at det vil bevege seg tilbake til et gjennomsnitt, mens en random walk prosess ikke vil returnere til det gamle nivået.

Vi ser fra tabell 6.3 at vi har en VR-ratio som viser seg å være synkende ettersom antall dager k øker. En synkende VR-ratio kan være tegn på *mean reversion*. Ved mean reversion vil forandringer i en retning, ofte føre til en forandring i motsatt retning påfølgende dag. Dette noterer vi oss da vi senere i oppgaven ser at $OSEBX_{t-1}$ har en negativ korrelasjon mot $OSEBX_t$.

5.3.2 Runs Test

N	N+	N-	E(runs)	runs	σ	Z	p-verdi
2759	1470	1289	1373	1434	26	2,33	0,01

Tabell 5.8: Runs-test

Testen viser at det kun er en 1% sjanse for at denne distribusjonen av positive og negative dager kommer fra en distribusjon med random walk. Dette betyr at det kun er en 1% sjanse for at den daglige avkastningen på Oslo Børs er uavhengig. Oslo Børs er altså mest sannsynligvis ikke særlig effisient, og følgende kan man konkludere med at Oslo Børs mest sannsynlig ikke følger Random Walk. Vi ser at både Variance Ratio test og Runs test konkluderer med at Oslo Børs, i perioden 2009 - 2019, mest sannsynlig ikke følger en random walk prosess.

5.3.3 Adferdsøkonomi og Momentum

Tidligere har vi funnet at OSEBX er avhengig av sine egne tidligere verdier, noe som vi vet kan være et motstridende funn til random walk teorien, hvor det ikke skal være mulig å si noe om hvordan utviklingen vil være basert på historiske verdier. Videre kan det at man finner en avhengighet til tidligere verdier tyde på at det tilsynelatende tar tid før markedet stabiliserer etter at ny informasjon blir frigjort. Slik at det tar tid før man når en enighet rundt hva de fundamentale verdiene og forventningene fremover bør være, i kontrast til en umiddelbar justering slik det følger av Effisiens teorien.

Det kan være flere grunner for dette, for eksempel kan det kan være vanskelig å forstå ny informasjon, eller så kan det skyldes irrasjonelle handlinger, i tråd med atferdsøkonomi. Et eksempel på dette kan være tilfelle av flokkmentalitet, hvor man følger etter det andre foretar seg. En følge av dette vil i så fall være er at verdien av OSEBX ikke nødvendigvis alltid er en refleksjon av de underliggende verdiene.

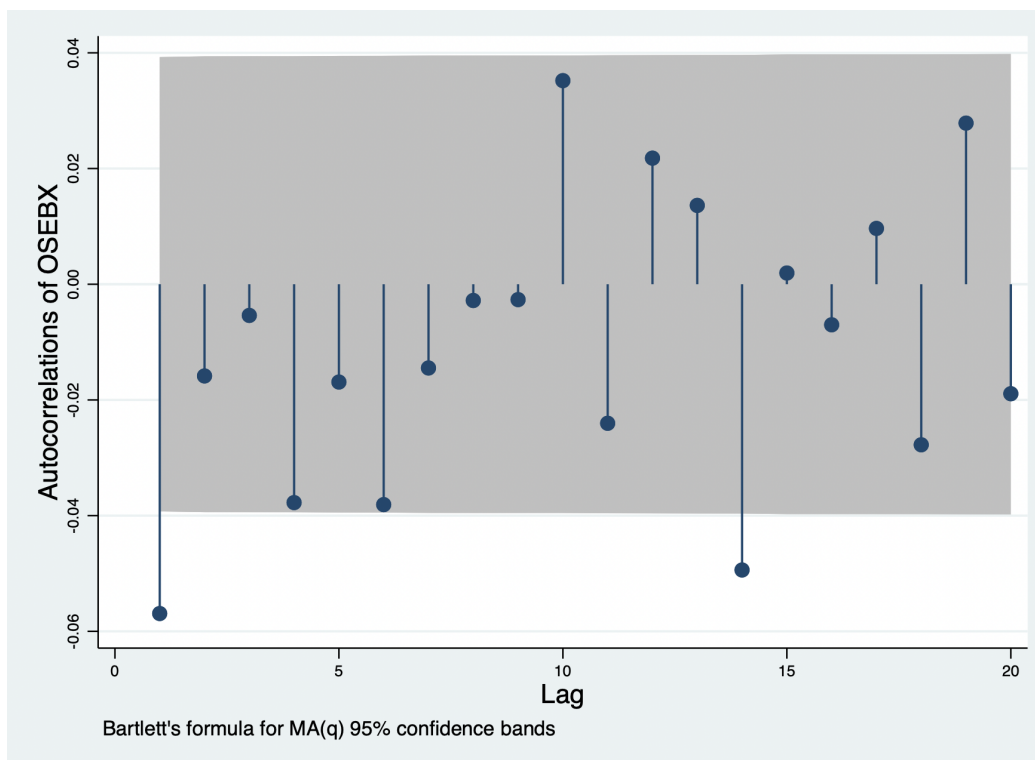
Funnet av autokorrelasjon i tidsserien, er også i tråd med det som i finansteori er beskrevet som tidsseriemomentum. Men i motsetning til hvordan det i finansteorien er beskrevet at prisendringer vil fortsette i samme retning frem i tid, ser vi at koeffisientene til de laggede verdiene av OSEBX er negative. Dette kan tolkes som at positive avkastning i dag vil

tendere å følges av en nedgang. En mulig forklaring på dette kan være at markedet først overreagerer i en positiv retning før man omsider tar nyhetene med litt mer fatning og nedregulerer forventningene rundt følgene av den nye informasjonen. Eventuelt kan det også være at man får panikk når man hører om dårlige nyheter, som leder til at man foretar irrasjonelle valg, før man senere innser at man har overreagert.

Til tross for at avhengigheten til tidligere verdier er litt annerledes enn hvordan det er beskrevet i tidsseriemomentum på grunn av en negativ autokorrelasjon. Tilsier det likevel at det er potensielle mønster i tidsserien som kan brukes til å predikere forventet avkastning.

5.4 ARMA

For å komme frem til hvilke verdier vi skal bruke på AR og MA termene ser vi på ACF og PACF. PACF har vi vist tidligere i figur 4.11. Den viser at lags 1, 4 og 6 var utenfor signifikansnivået på 95%. Vi noterer oss da at vi kan undersøke AR-termer opp til om med 6. Vi kan også observere at lag 14 også befinner seg utenfor, men i ønske om å bruke en modell med færrest mulig parametere velger vi å se vekk fra denne. Et autokorrelasjonsplott brukes til å gi en pekepinn på antall MA termer man kan ha med i modell. Figur 5.5 viser at den første lag er utenfor 95% signifikansnivå. Vi bruker MA(1) videre.



Figur 5.5: ACF plott

Ettersom det er krevende å vite nøyaktig hvilke modell som er rett å ta i bruk, har vi i tabell 5.9 presentert et utvalg av forskjellige modeller, som vi kan sammenligne opp mot hverandre ved å studere RMSE og AIC. Modellene vi har fremstilt er en $AR(1)$, $AR(6)$, $ARMA(1, 1)$ og en ARMA modell hvor vi har valgt lag 1,4 og 6 i i AR og $MA(1)$. Vi har tatt i bruk en *dynamic forecast* hvor predikeringen tar i bruk tidligere predikerte verdier istedet for virkelige verdier. Både AIC og RMSE gir lite info alene, men satt opp mot andre modeller kan vi sammenligne dem, for å finne den modellen som gir lavest

AIC og RMSE. Fra tabell 5.9 ser vi at samtlige av modellene gir en lavere RMSE enn $AR(1)$, noe som forteller oss at vi kan komme frem til en modell som bedre predikerer *out-of-sample* perioden, enn kun å se én periode tilbake.

ARIMA	AR(1)	AR(6)	ARMA(1,1)	AR(1 4 6) MA(1)
OSEBX				
ARMA				
ar				
L1.	-0.056** (0.000)	-0.059** (0.000)	0.768**	0.357* (0.017)
L2.	-	-0.023 (0.127)	-	-
L3.	-	-0.012 (0.423)	-	-
L4.	-	-0.042** (0.006)	-	-0.039**
L5.	-	-0.02 (0.194)	-	-
L6.	-	-0.043** (0.009)	-	-0.037* (0.027)
ma				
L1.	-	-	-0.816** (0.000)	-0.417** (0.004)
P-verdi	0.0002	0.0000	0.0000	
AIC	-13100,33	-13099,73	-13103,97	-13104,74
RMSE	0,008161	0,008124	0,00813	0,008118
Obs	2265			

Tabell 5.9: ARMA presentert ved forskjellige AR og MA.

5.5 OLS-regresjonen

For å håndtere problemer vi har hatt med heteroskedastisitet og autokorrelasjon er det gjort to regresjoner hvor vi har tatt i bruk både robuste standardfeil i tillegg til Prais-Winsten regresjon. Det er lite som skiller de tre regresjonene. Vi ser at Prais-Winsten har korrigert for .L1, så denne er ikke lenger signifikant. Oslo Børs og Oslo Børs (robust) ser ut til å være tilnærmet identisk. Vi presenterer funnene fra OLS-regresjonen under.

	Oslo Børs	Oslo Børs (robust)	Oslo Børs (Prais-Winsten)
.L1	-0.058** (0.000)	-0.058** (0.000)	0.006 (0.633)
S&P 500	0.199** (0.000)	0.199** (0.000)	0.202** (0.000)
CSI 300	0.034** (0.001)	0.034** (0.008)	0.026** (0.008)
FTSE 100	0.770** (0.000)	0.770** (0.000)	0.758** (0.000)
VIX	0.013** (0.000)	0.013** (0.000)	0.011** (0.000)
Brent	0.101** (0.000)	0.101** (0.000)	0.103** (0.000)
NOK/USD	0.031 (0.182)	0.031 (0.299)	0.028 (0.226)
Statsobligasjon	1.939** (0.000)	1.939** (0.000)	1.587** (0.000)
Nibor	-0.392 (0.464)	-0.392 (0.616)	-0.477 (0.364)
EUI	0.000 (0.853)	0.000 (0.849)	0.000 (0.815)
Observasjoner	2490	2490	2489
R2	0.6464	0.6464	0.6577
Justert R2	0.6450	-	0.6573
P-verdi	0.000	0.000	0.000
99% signifikant: **			
95% signifikant: *			

Tabell 5.10: Oslo Børs med forklarende variabler, daglig avkastning

Vi ser fra OLS-regresjonen at faktorene som påvirker Oslo Børs er S&P 500, CSI 300, FTSE 100, VIX og Brent, mens Statsobligasjoner er signifikante både ved vanlig regresjon, og ved Prais-Winsten, men grunnet problemer med homoskedastisitet er den ikke signifikant når det blir gjort regresjon med robuste standardfeil. Det kan også verdt å nevnes at FTSE 100 ser ut til å være den faktoren som påvirker børsen i høyest grad, hvor en økning på 1% på FTSE 100 er forbundet med en økning på ca. 0.8% på Oslo Børs. Vi ser at vi har en forklaringsgrad på rundt 65%.

5.5.1 Signifikante variabler

Internasjonale finansmarkeder ser ut til å være faktorer som i høy grad påvirker den norske børsen. Børsene fra verdens to største økonomier, S&P 500 og CSI 300 har koeffisienter på hhv. 0.199 og 0.034. Ikke overraskende er den britiske børsen FTSE 100 den som virker som å ha sterkest påvirkning på Oslo Børs. Storbritannia står som nevnt tidligere for den største delen av den norske eksporten, og da spesielt eksport fra norsk kontinentalsokkel. Dette vil ha mye å si for det den norske energindeksen, og påfølgende for Oslo Børs som helhet.

Vi bemerker oss at USDNOK overraskende nok ikke er signifikant. Grunnen til dette er nok at det for OSEBX finnes spuriøse effekter mellom oljeprisen og dollarkursen. Vi undersøker dette nærmere ved å fjerne Brent fra regresjonen og utforsker nærmere hvordan dette slår ut på dollarkursen. Resultatet er vist under i tabell 5.11.

	Oslo Børs (robust)
.L1	-0.064** (0.000)
S&P 500	0.235** (0.000)
CSI 300	0.039** (0.001)
FTSE 100	0.808** (0.000)
VIX	0.014** (0.000)
NOK/USD	0.105 (0.000)
Statsobligasjon	2.000** (0.000)
Nibor	-0.683 (0.415)
EUI	0.000 (0.841)
Observasjoner	2490
R2	0.6263
Justert R2	-
P-verdi	0.000
99% signifikant: **	
95% signifikant: *	

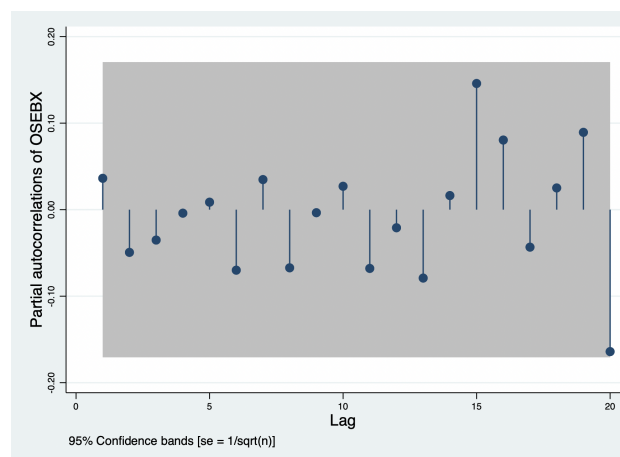
Tabell 5.11: OLS hvor vi har fjernet Brent.

Vi observerer at ved å fjerne oljeprisen som variabel, er dollarkursen signifikant på 99% nivå. Vi noterer oss også at Oslo Børs ser ut til å være påvirket av historiske priser, da vi har en negativ, statistisk signifikant, koeffisient for en variabelen .L1 som er Oslo Børs lagget med én dag. Trolig er dette en effekt som man vil se ved daglige data, men som trolig ikke er tilfelle hvis vi ser på for eksempel månedelige data. Vi undersøker dette nærmere, vist ved tabell 5.12. (Se appendiks D for forutsetninger for OLS på månedlige data).

	Oslo Børs (robust)
.L1	-0.027 (0.629)
S&P 500	0.236* (0.038)
CSI 300	0.063 (0.065)
FTSE 100	0.550** (0.000)
Brent	0.087* (0.010)
VIX	-0.001 (0.936)
NOK/USD	-0.020 (0.807)
Statsobligasjon	4.738** (0.003)
Nibor	-3.561 (0.200)
EUI	0.000 (0.804)
Observasjoner	131
R2	0.734
Justert R2	-
P-verdi	0.000
99% signifikant: **	
95% signifikant: *	

Tabell 5.12: OLS med månedlige data

Vi undersøker dette også ved hjelp av et PACF. Figur 5.6 under viser at, i motsetning til ved daglige data, er det lite som tyder på at det finnes noe korrelasjon mellom historiske kurser og dagens kurs. Vi finner altså at ved å undersøke daglige data, ser vi at hva som skjedde i sist periode har en effekt på hva som skjer i denne perioden, mens ved å senke frekvensen på dataene, ned til 1 måned finner vi ikke samme effekt. Grunnen til at vi ser denne ulikheten vil trolig være at i månedlige data får markedet mer tid til å stabilisere seg, mens ved daglige data kan det være hendelser som påvirker markedet, gjerne mer enn hva underliggende fundamentale grunner skulle tilsi. Trolig kan adferdsøkonomi spille en større rolle når vi studerer daglige data enn månedlig data. Folk kan overreagere på hendelser, eller oppføre seg irrasjonelt, noe som i en høyere grad vil glatte seg ut hvis vi ser på månedlige data, i forhold til daglige.



Figur 5.6: PACF månedlige data

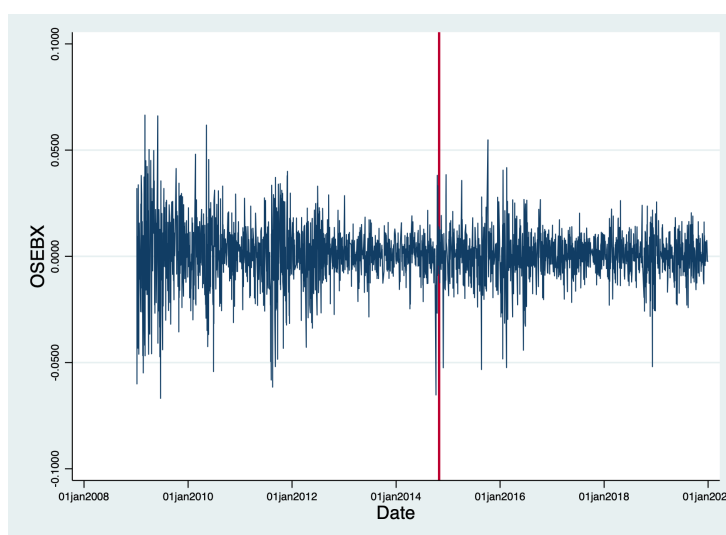
5.6 Structural break

Vi tester for om det finnes en ukjent *structural break* i datasettet. Vi tar i bruk Supremum Wald test. Datasettet blir trimmet ned, ettersom det kan gi unøyaktige resultater hvis vi inkluderer datane helt i starten, og slutten, av tidsserien. Vi har brukt 15% i starten og slutten.

Test for structural break: Unknown break date		Observasjoner:	2491
Hele utvalg	2 - 2492		
Trimmet utvalg	376 - 2119		
Estimert break date	1313		
Test	Statistikk	P-verdi	
swald	81.1971	0.000	

Tabell 5.13: Structural break test

Resultatene viser at vi finner en *structural break* i $t=1313$, noe som tilsvarere 30 oktober 2014. Med tanke på det voldsomme skiftet i oljeprisen vi opplevde i høsten 2014 er dette rimelig å anta at dette stemmer. Under kan vi undersøke visuelt i en graf. Vi bemerker oss at det ser ut til å være et skift i perioden, hvor vi går fra en periode med relativt liten varians i dataene, til en periode hvor vi ser litt større svingninger.



Figur 5.7: Structural break graf

Det kan videre være interessant å undersøke om vi kan se noen forskjeller på hvilke faktorer som påvirker børsen i perioden før og etter 30 oktober 2014. Vi ser tydelig fra Tabell 5.14

at perioden etter 30 oktober 2014, beskrevet i den midterste kolonnen, avviker betydelig fra perioden før, i tillegg til hele perioden under ett. Vi har opplevd at Oslo Børs har hatt en relativt bra utvikling, til tross for at vi har sett en fallende oljepris. Fra regresjonstabellen ser vi at koeffisienten for oljepris er blitt langt lavere i den andre perioden, fra hhv. 0.121 til 0.01. I tillegg er både S&P 500 og CSI 300 ikke lenger signifikant. Vi ser også at Statsobligasjoner nå er signifikant på 99% nivå. Forklaringsgraden er også en del lavere i perioden etter oktober 2014.

	OSEBX frem til 30. okt 2014	OSEBX fra 30. okt 2014	OSEBX hele perioden
.L1	-0.053** (0.006)	-0.058** (0.010)	-0.058** (0.000)
S&P500	0.184** (0.002)	0.039 (0.467)	0.198** (0.000)
CSI 300	0.058** (0.003)	0.017 (0.270)	0.034** (0.008)
FTSE 100	0.852** (0.000)	0.656** (0.000)	0.770** (0.000)
VIX	0.071 (0.080)	0.000 (0.971)	0.013** (0.000)
Brent	0.118** (0.000)	0.010** (0.000)	0.101** (0.000)
NOK/USD	0.030 (0.509)	-0.035 (0.341)	0.031 (0.299)
Statsobligasjon	0.792 (0.205)	3.971** (0.000)	1.939** (0.000)
NIBOR	-0.722 (0.433)	0.201 (0.846)	-0.392 (0.616)
EUI	0.000 (0.570)	-0.000 (0.334)	0.000 (0.849)
R2	0.7057	0.5522	0.6464
p-value	0.000	0.000	0.000
N	1310	1180	2490

99 signifikant: **
95 signifikant: *

Tabell 5.14: OLS-regresjon i hhv. perioden før og etter 30. oktober 2014

6 Konklusjon

I denne oppgaven har vi ved hjelp av to statistiske tester, Variance Ratio test og Runs test undersøkt om Oslo Børs følger en random walk prosess. Begge testene har konkludert med at Oslo Børs i perioden 5. januar 2009 til 30. desember 2019 ikke følger en random walk. Videre analyse viser at det finnes en negativ korrelasjon mellom datane fra perioden tidligere.

Vi viste videre at vi ved hjelp av en ARMA-modell kunne predikere utviklingen bedre på Oslo Børs enn ved å kun se én periode tilbake i tid ved en $AR(1)$ -modell. Modellen viste at vi fikk lavere RMSE og lavere AIC ved å bruke en modell som tar med de siste seks dagene.

Vi prøvde så å undersøke hvilke makroøkonomiske faktorer som påvirker Oslo Børs. Ved hjelp av OLS fant vi at Oslo Børs blir påvirket av internasjonale finansmarkeder; S&P 500, CSI 300 og FTSE 100, i tillegg til oljeprisen, VIX-indeksen og 10 års Statsobligasjoner. Det viste også at faktorer som påvirker børsen endrer seg i forskjellige perioder. Vi så at VIX ikke var signifikant i de to delperiodene, men kun i hele perioden sett under ett. I tillegg observerer vi at S&P 500 og CSI 300 ikke var signifikant i perioden etter 30. oktober 2014. Vi så også at ved å endre frekvensen av dataene, ville gi utslag på hvilke faktorer som påvirker børsen. Her så vi at VIX ikke lenger var signifikant ved månedelige data.

7 Svakheter ved oppgaven

Vi kunne utført Granger kausalitetstest for å få bedre svar om makrovariablene vi tar for oss står bak endringene i OSEBX. Siden vi ikke har utført noen out-of-sample analyse med makrovariablene har vi heller ingen kryssvalidering av om disse sammenhengene holder utenfor vårt sample. Vi kunne også i tillegg ha testet om laggede verdier av makrovariablene kunne ha en effekt på OSEBX. Vi ønsket også å se om vi kunne finne noen ytterlige forklarende variabler vi kunne se om hadde en effekt på Oslo Børs, som for eksempel prisen på CO₂. Men grunnet mangel på funn av daglig data, ble dette ikke gjort.

Det oppstår også problemer ved at alle disse forklarende variablene blir handlet til forskjellig tider. De forklarende variablene er fordelt mellom USA, Kina og Europa i tidssoner. Dette kan gi litt unøyaktigheter i form av at tallene for Oslo Børs når NYSE har vært åpen i ca. én time. Det oppstår også unøyaktigheter etter vi fjerner flere dager, ettersom de forskjellige internasjonale markedene har forskjellige åpningstider. Dette kan føre til korrelasjonen mellom disse markedene kan bli undervurdert.

Referanser

- Andrews, D. (1993). Test for parameter instability and structural change with unknown change point. *Econometrica*, 61(4):821–856.
- Bajpai, P. (2020). The 5 largest economies in the world and their growth in 2020. <https://www.nasdaq.com/articles/the-5-largest-economies-in-the-world-and-their-growth-in-2020-2020-01-22>.
- Bradley, J. W. (1968). *Distribution-Free Statistical Tests (1st ed.)*. Prentice-Hall.
- Breusch, T. S. og Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica*, 47(5):1287–1294.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance (3rd ed.)*. Cambridge University Press.
- Chen, J. (2019a). Mean reversion definition. <https://www.investopedia.com/terms/m/meanreversion.asp>.
- Chen, J. (2019b). Semi-strong form efficiency. <https://www.investopedia.com/terms/s/semistrongform.as>.
- Chow, G. C. (1960). Test of equality between sets of coefficients in two linear regressions. *Econometrica*, 28(3):591–605.
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences (2nd ed.)*. Routledge.
- Dickey, D. A. og Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(377):427–431.
- Downey, L. (2020). Efficient market hypothesis. <https://www.investopedia.com/terms/e/efficientmarkethypothesis.asp>.
- Fama, E. F. (1965). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 21(5):55–59.
- Gjerde, og Sættem, F. (1999). Causal relations among stock returns and macroeconomic variables in a small, open economy. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 9(1):61–74.
- Glen, S. (u.åa). Akaike's information criterion: Definition, formulas. <https://www.statisticshowto.com/akaike-information-criterion/>.
- Glen, S. (u.åb). Rmse: Root mean square error. <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/regression-analysis/rmse-root-mean-square-error/>.
- Landlaud, F. (2019). Lecture: Qualitative information & heteroskedasticity.
- Liberto, D. (2019). Strong form efficiency. <https://www.investopedia.com/terms/s/strongform.asp>.
- Lin, B. og Liu, B. (2012). A variance-ratio test of random walk in international stock markets. *The Empirical of Economics Letters*, 11(8):775–782.

- Lo, A. W. og MacKinlay, C. A. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*, 1(1):41–66.
- Malkiel, B. G. (2019). *A Random Walk Down Wall Street (12th ed.)*. WW Norton Co.
- Melkevik, K. (2017). Holberggrafen: Oslo børs er mer enn oljepris. <https://e24.no/boers-og-finans/i/xRBmA8/holberggrafen-oslo-boers-er-mer-enn-oljepris>.
- Moskowitz, T. J., Ooi, Y. H., og Pedersen, L. H. (2012). Time series momentum. *Journal of Financial Economics*, 104(2):228–250.
- Norges Bank (2019). Det norske finansielle systemet - en oversikt (2535-3993). https://static.norges-bank.no/contentassets/a49745f402d348e2bdaca87ff2614e23/dnfs_2019.pdf?v=06%2F21%2F2019100726&ft=.pdf&fbclid=IwAR2Qns441lwWD5NmTIF0HUV4v_qyNuF5IWZ-FdZGq3vohpJnpaQxeKxsjfA.
- Norsk Petroleum (2020). Exports of oil and gas. <https://www.norskpetroleum.no/en/production-and-exports/exports-of-oil-and-gas/>.
- Petruno, T. (2018). Momentum investing: It works, but why? <https://anderson-review.ucla.edu/momentum/>.
- Prais, G. og Winsten, C. (1956). Trend estimates and serial correlation. *Cowles Commission Discussion Paper, Statistics.*, (383).
- Ritter, J. R. (2003). Behavioral finance. *Pacific-Basin Finance Journal*, 11(4):429–437.
- Smith, T. (2019). Weak form efficiency. <https://www.investopedia.com/terms/w/weakform.asp>.
- Statistisk Sentralbyrå (2019). 08804: Utenrikshandel med varer, hovedtall, etter land/handelsområde/verdensdel (mill. kr) 2009 - 2019. <https://www.ssb.no/statbank/table/08804>.
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4):817–838.
- Wooldridge, J. M. (2012). *Introductory Econometrics A modern approach (5th ed.)*. South-Western College Publishing.

Appendiks B

Datagrunnlag: månedlige data fra januar 2009 til desember 2019.

Date	OSEBX	S&P500	CSI300	FTSE 100	VIX	Brent	NOK/USD	Statsobligasjon	Nibor	EUI
Jan 09	225,84	825,88	2032,68	4149,64	44,84	45,88	0,144	3,69%	3,70%	86,09
Feb 09	214,64	735,09	2140,49	3830,09	46,35	46,35	0,142	3,75%	3,48%	169,84
Mar 09	226,34	797,87	2507,79	3926,14	44,14	49,23	0,148	3,81%	3,17%	110,24
Apr 09	252,63	872,81	2622,93	4243,71	36,50	50,80	0,153	3,90%	2,87%	42,72
May 09	292,62	919,14	2759,71	4417,94	28,92	65,52	0,159	4,12%	2,40%	26,48
Jun 09	282,35	919,32	3166,47	4249,21	26,35	69,30	0,156	4,23%	2,10%	66,72
Jul 09	297,57	987,48	3734,62	4608,36	25,92	71,70	0,164	4,05%	1,87%	29,94
Aug 09	300,18	1020,62	2830,27	4908,90	26,01	69,65	0,166	4,17%	1,88%	117,95
Sep 09	323,46	1057,08	3004,80	5133,90	25,61	69,07	0,173	4,17%	1,93%	24,19
Oct 09	331,35	1036,19	3280,37	5044,55	30,69	75,20	0,175	4,07%	2,03%	86,01
Nov 09	349,15	1095,63	3511,67	5190,68	24,51	78,47	0,176	4,04%	2,05%	376,29
Dec 09	371,56	1115,10	3575,68	5412,88	21,68	77,93	0,173	3,98%	2,08%	53,59
Jan 10	362,73	1073,87	3204,16	5188,52	24,62	71,46	0,169	4,08%	2,25%	16,92
Feb 10	350,42	1104,49	3281,67	5354,52	19,50	77,59	0,169	3,87%	2,27%	31,17
Mar 10	376,70	1169,43	3345,61	5679,64	17,59	82,70	0,168	3,85%	2,30%	62,10
Apr 10	383,02	1186,69	3067,36	5553,29	22,05	87,44	0,169	3,84%	2,39%	11,98
May 10	344,23	1089,41	2773,26	5188,43	32,07	74,65	0,155	3,46%	2,50%	43,57
Jun 10	328,12	1030,71	2563,07	4916,87	34,54	75,01	0,154	3,36%	2,67%	63,45
Jul 10	358,41	1101,60	2868,85	5258,02	23,50	78,18	0,165	3,33%	2,69%	97,47
Aug 10	352,66	1049,33	2903,19	5225,22	26,05	74,64	0,159	3,12%	2,65%	206,04
Sep 10	381,43	1141,20	2935,57	5548,62	23,70	82,31	0,170	3,30%	2,64%	30,93
Oct 10	404,62	1183,26	3379,98	5675,16	21,20	83,15	0,171	3,24%	2,56%	46,53
Nov 10	396,07	1180,55	3136,99	5528,27	23,54	85,92	0,161	3,28%	2,51%	16,52
Dec 10	439,72	1257,64	3128,26	5899,94	17,75	94,75	0,172	3,61%	2,59%	87,88
Jan 11	430,24	1286,12	3076,51	5862,94	19,53	101,01	0,173	3,75%	2,59%	29,94
Feb 11	446,16	1340,43	3239,56	5994,01	18,35	111,80	0,179	3,81%	2,61%	50,61
Mar 11	445,41	1325,83	3223,29	5908,76	17,74	117,36	0,181	3,77%	2,62%	125,02
Apr 11	447,74	1363,61	3192,72	6069,90	14,75	125,89	0,191	3,79%	2,69%	104,46
May 11	440,91	1345,20	3001,56	5989,99	15,45	116,73	0,186	3,48%	2,72%	18,75
Jun 11	421,33	1320,64	3044,09	5945,71	16,52	112,48	0,186	3,36%	2,85%	5,63
Jul 11	417,65	1292,28	2972,08	5815,19	25,25	116,74	0,186	3,24%	2,94%	107,25
Aug 11	378,47	1218,89	2846,78	5394,53	31,62	114,85	0,186	2,60%	3,10%	105,00
Sep 11	348,28	1131,42	2581,35	5128,48	42,96	102,76	0,171	2,36%	3,08%	38,93
Oct 11	384,22	1253,30	2695,31	5544,22	29,96	109,56	0,180	2,59%	3,08%	31,00
Nov 11	380,85	1246,96	2521,52	5505,42	27,80	110,52	0,173	2,49%	3,16%	46,02
Dec 11	384,95	1257,60	2345,74	5572,28	23,40	107,38	0,167	2,38%	3,02%	223,59
Jan 12	397,36	1312,41	2464,26	5681,61	19,44	110,98	0,170	2,22%	2,70%	43,37
Feb 12	429,85	1365,68	2634,14	5871,51	18,43	122,66	0,179	2,40%	2,67%	84,35
Mar 12	426,61	1408,47	2454,90	5768,45	15,50	122,88	0,176	2,48%	2,43%	43,17
Apr 12	421,21	1397,91	2626,16	5737,78	17,15	119,47	0,175	2,34%	2,32%	45,16
May 12	384,36	1310,33	2632,04	5320,86	24,06	101,87	0,164	2,05%	2,32%	128,82
Jun 12	407,09	1362,16	2461,61	5571,15	17,08	97,80	0,168	1,94%	2,34%	44,88
Jul 12	423,31	1379,32	2332,92	5635,28	18,93	104,92	0,166	1,73%	2,24%	8,98
Aug 12	435,22	1406,58	2204,87	5711,48	17,47	114,57	0,173	1,92%	2,13%	36,30
Sep 12	445,92	1440,67	2293,11	5742,07	15,73	112,39	0,175	2,07%	1,96%	18,38
Oct 12	442,18	1412,16	2254,82	5782,70	18,60	108,70	0,175	1,98%	1,92%	21,05
Nov 12	442,08	1416,18	2139,66	5866,82	15,87	111,23	0,177	2,01%	1,92%	22,01
Dec 12	444,09	1426,19	2522,95	5897,81	18,02	111,11	0,180	2,08%	1,87%	205,10
Jan 13	465,79	1498,11	2686,88	6276,88	14,28	115,55	0,183	2,31%	1,86%	50,56
Feb 13	473,07	1514,68	2673,33	6360,81	15,51	111,38	0,174	2,49%	1,90%	39,44
Mar 13	471,21	1569,19	2495,08	6411,74	12,70	110,02	0,171	2,24%	1,85%	29,59
Apr 13	480,13	1597,57	2447,31	6430,12	13,52	102,37	0,173	2,07%	1,82%	8,92
May 13	491,71	1630,74	2606,43	6583,09	16,30	100,39	0,170	2,10%	1,76%	15,26
Jun 13	468,79	1606,28	2200,64	6215,47	16,86	102,16	0,165	2,40%	1,73%	53,44
Jul 13	495,36	1685,73	2193,02	6621,06	13,45	107,70	0,170	2,61%	1,69%	47,02
Aug 13	496,78	1632,97	2313,91	6412,93	17,01	114,01	0,164	2,84%	1,72%	122,62
Sep 13	501,76	1681,55	2409,04	6462,22	16,60	108,37	0,166	3,12%	1,71%	72,64
Oct 13	532,33	1756,54	2373,72	6731,43	13,75	108,84	0,168	2,95%	1,69%	29,64
Nov 13	542,79	1805,81	2438,94	6650,57	13,70	109,69	0,163	2,86%	1,66%	12,93
Dec 13	548,86	1848,36	2330,03	6749,09	13,72	110,80	0,165	2,94%	1,72%	85,34

Jan 14	535,73	1782,59	2202,45	6510,44	18,41	106,40	0,159	2,95%	1,69%	28,96
Feb 14	555,72	1859,45	2178,97	6809,70	14,00	109,07	0,167	2,85%	1,73%	7,48
Mar 14	561,95	1872,34	2146,30	6598,37	13,88	107,76	0,167	2,94%	1,77%	23,53
Apr 14	578,37	1883,95	2158,66	6780,03	13,41	108,07	0,168	2,88%	1,83%	14,01
May 14	605,26	1923,57	2156,46	6844,51	11,40	109,41	0,167	2,73%	1,88%	23,26
Jun 14	617,88	1960,23	2165,12	6743,94	11,57	112,36	0,163	2,61%	1,79%	13,15
Jul 14	612,29	1930,67	2350,25	6730,11	16,95	106,02	0,159	2,43%	1,70%	32,83
Aug 14	610,17	2003,37	2338,29	6819,75	11,98	103,19	0,161	2,36%	1,79%	10,34
Sep 14	609,38	1972,29	2450,99	6622,72	16,31	94,67	0,156	2,40%	1,68%	44,64
Oct 14	585,28	2018,05	2508,32	6546,47	14,03	85,86	0,148	2,21%	1,61%	7,50
Nov 14	566,34	2067,56	2808,82	6722,62	13,33	70,15	0,142	2,05%	1,66%	10,73
Dec 14	576,04	2058,90	3533,70	6566,09	19,20	57,33	0,134	1,77%	1,51%	101,77
Jan 15	596,19	1994,99	3434,39	6749,40	20,97	52,99	0,129	1,45%	1,35%	67,26
Feb 15	615,64	2104,50	3572,84	6946,66	13,34	62,58	0,131	1,39%	1,37%	11,29
Mar 15	619,20	2067,89	4051,20	6773,04	15,29	55,11	0,124	1,54%	1,50%	9,11
Apr 15	639,36	2085,51	4749,89	6960,63	14,55	66,78	0,133	1,44%	1,53%	19,44
May 15	645,68	2107,39	4840,83	6984,43	13,84	65,56	0,129	1,65%	1,48%	10,27
Jun 15	629,11	2063,11	4473,00	6520,98	18,23	63,59	0,128	1,77%	1,36%	60,07
Jul 15	638,93	2103,84	3816,70	6696,28	12,12	52,21	0,122	1,70%	1,29%	17,11
Aug 15	594,10	1972,18	3366,54	6247,94	28,43	54,15	0,121	1,49%	1,15%	74,79
Sep 15	581,79	1920,03	3202,95	6061,61	24,50	48,37	0,117	1,60%	1,14%	45,36
Oct 15	615,24	2079,36	3534,08	6361,09	15,07	49,56	0,118	1,57%	1,11%	10,98
Nov 15	628,76	2080,41	3566,41	6356,09	16,13	44,61	0,115	1,63%	1,20%	12,52
Dec 15	610,26	2043,94	3731,00	6242,32	18,21	37,28	0,113	1,55%	1,15%	57,65
Jan 16	560,93	1940,24	2946,09	6083,79	20,20	34,74	0,115	1,45%	1,19%	131,25
Feb 16	572,50	1932,23	2877,47	6097,09	20,55	35,97	0,115	1,39%	1,07%	76,71
Mar 16	577,75	2059,74	3218,09	6174,90	13,95	39,60	0,121	1,33%	1,02%	10,06
Apr 16	606,28	2065,30	3156,75	6241,89	15,70	48,13	0,124	1,30%	1,01%	9,85
May 16	617,31	2096,96	3169,56	6230,79	14,19	49,69	0,119	1,40%	0,99%	42,17
Jun 16	602,86	2098,86	3153,92	6504,33	15,63	49,68	0,120	1,17%	1,03%	126,12
Jul 16	612,63	2173,60	3203,93	6724,43	11,87	42,46	0,118	0,96%	1,07%	28,03
Aug 16	618,93	2170,95	3327,79	6781,51	13,42	47,04	0,120	1,07%	1,09%	27,44
Sep 16	622,69	2168,27	3253,28	6899,33	13,29	49,06	0,125	1,23%	1,17%	13,10
Oct 16	638,20	2126,15	3336,28	6954,22	17,06	48,30	0,121	1,34%	1,12%	20,12
Nov 16	656,63	2198,81	3538,00	6783,79	13,33	50,47	0,117	1,58%	1,16%	16,72
Dec 16	683,87	2238,83	3310,08	7142,83	14,04	56,82	0,116	1,76%	1,19%	57,57
Jan 17	693,12	2278,87	3387,96	7099,15	11,99	55,70	0,121	1,69%	1,04%	15,24
Feb 17	690,27	2363,64	3452,81	7263,44	12,92	55,59	0,119	1,74%	1,06%	20,93
Mar 17	687,85	2362,72	3456,05	7322,92	12,37	52,83	0,116	1,77%	0,99%	5,99
Apr 17	697,66	2384,20	3439,75	7203,94	10,82	51,73	0,117	1,61%	0,99%	9,06
May 17	710,34	2411,80	3492,88	7519,95	10,41	50,31	0,119	1,59%	0,92%	302,37
Jun 17	698,58	2423,41	3666,80	7312,72	11,18	47,92	0,120	1,53%	0,84%	29,37
Jul 17	732,51	2470,30	3737,87	7372,00	10,26	52,65	0,127	1,69%	0,83%	11,81
Aug 17	739,87	2471,65	3822,09	7430,62	10,59	52,38	0,129	1,62%	0,80%	16,26
Sep 17	783,09	2519,36	3836,50	7372,76	9,51	57,54	0,126	1,59%	0,82%	9,84
Oct 17	806,95	2575,26	4006,72	7493,08	10,18	61,37	0,123	1,66%	0,81%	31,12
Nov 17	796,83	2647,58	4006,10	7326,67	11,28	63,57	0,120	1,59%	0,78%	5,55
Dec 17	814,45	2673,61	4030,85	7687,77	11,04	66,87	0,122	1,57%	0,82%	89,84
Jan 18	811,01	2823,81	4275,90	7533,55	13,54	69,05	0,130	1,74%	0,86%	27,74
Feb 18	819,77	2713,83	4023,64	7231,91	19,85	65,78	0,127	1,98%	1,03%	15,99
Mar 18	805,32	2640,87	3898,50	7056,61	19,97	70,27	0,127	1,99%	1,19%	55,49
Apr 18	859,96	2648,05	3756,88	7509,30	15,93	75,17	0,125	1,93%	1,13%	8,75
May 18	875,52	2705,27	3802,38	7678,20	15,43	77,59	0,122	1,89%	1,02%	15,62
Jun 18	879,14	2718,37	3510,98	7636,93	16,09	79,44	0,123	1,82%	1,00%	12,04
Jul 18	896,40	2816,29	3517,66	7748,76	12,83	74,25	0,123	1,76%	1,05%	9,22
Aug 18	906,69	2901,52	3334,50	7432,42	12,86	77,42	0,119	1,77%	1,05%	103,98
Sep 18	938,26	2913,98	3438,86	7510,20	12,12	82,72	0,123	1,90%	1,12%	83,78
Oct 18	889,66	2711,74	3153,82	7128,10	21,23	75,47	0,119	2,00%	1,18%	54,95
Nov 18	860,98	2760,17	3172,69	6980,24	18,07	58,71	0,116	1,94%	1,24%	59,69
Dec 18	799,46	2506,85	3010,65	6728,13	25,42	53,80	0,116	1,83%	1,29%	154,52
Jan 19	835,31	2704,10	3201,63	6968,85	16,57	61,89	0,119	1,78%	1,29%	142,96
Feb 19	865,28	2784,49	3669,37	7074,73	14,78	66,03	0,117	1,71%	1,30%	62,04
Mar 19	863,11	2834,40	3872,34	7279,19	13,71	68,39	0,116	1,66%	1,37%	33,17
Apr 19	880,91	2945,83	3913,21	7418,22	13,12	72,80	0,116	1,71%	1,43%	31,23
May 19	852,09	2752,06	3629,79	7161,71	18,71	64,49	0,114	1,66%	1,53%	39,63
Jun 19	864,63	2941,76	3825,59	7425,63	15,08	66,55	0,117	1,43%	1,55%	12,52
Jul 19	859,14	2980,38	3835,36	7586,78	16,12	65,17	0,113	1,44%	1,66%	55,95
Aug 19	861,29	2926,46	3799,59	7207,18	18,98	60,43	0,110	1,15%	1,67%	231,76
Sep 19	886,60	2976,74	3814,53	7408,21	16,24	60,78	0,110	1,21%	1,81%	28,25
Oct 19	898,05	3037,56	3886,75	7248,38	13,22	60,23	0,109	1,26%	1,87%	119,71
Nov 19	902,45	3140,98	3828,67	7346,53	12,62	62,43	0,109	1,45%	1,88%	15,45
Dec 19	931,45	3230,78	4096,58	7542,44	13,78	66,00	0,114	1,47%	1,88%	92,54
Jan 20	913,81	3225,52	4003,90	7286,01	18,84	58,16	0,109	1,39%	1,84%	248,36

Appendiks C

Her har vi gitt en oversikt over datasettene vi bruker, og lagt til kilder.

Variabler	Forklaring	Daglig notering	Definisjon	Kilde
OSEBX	Oslo Børs' Hovedindeks	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.investing.com
SP500	S&P 500 Index	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.investing.com
CSI300	CSI 300 Indeks	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.investing.com
FTSE100	FTSE 100 Index	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.investing.com
VIX	CBOE Volatility Index	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.cboe.com
Brent	Europe Brent Spot	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.eia.gov
NOKUSD	Valuta USD	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.investing.com
Statsobligasjon	10 års statsobligasjon	Prosentspoeng endring	$Rente_t - Rente_{t-1}$	www.norges-bank.no
Nibor	3M Nibor	Prosentspoeng endring	$Rente_t - Rente_{t-1}$	Norske Finansielle Referanserenter AS
EUI	Economic Uncertainty Index	Prosentvis endring	$\ln\left(\frac{Verdi_t}{Verdi_{t-1}}\right)$	www.fred.stlouisfed.org

Appendiks D

Statistiske tester for OLS forutsetninger på månedlige data
Breusch-Pagan test:

Breusch-Pagan test

Kji^2	0.87
$Prob > Kji^2$	0.3497

Konklusjon: Beholder H0

White test:

White test	Kji^2	df	p-verdi
Heteroskedastisitet	64.64	54	0.1524
Konklusjon	Beholder H0		

Breusch-Godfrey test:

Breusch-Godfrey test			
Lags	Kji^2	df	$Prob > Kji^2$
1	1.181	1	0.2771
2	4.005	2	0.1350
3	4.022	3	0.2590
4	7.296	4	0.1210
5	7.358	5	0.1953
Konklusjon:	Beholder H0		

Bera-Jarque test:

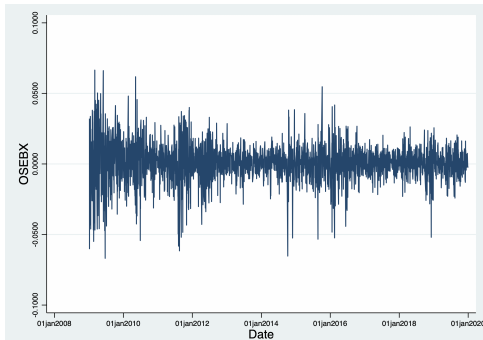
Bera-Jarque test	
Kji^2	0.0391
$Prob > Kji^2$	0.9806
Konklusjon: Beholder H0	

Variance Inflation Ratio:

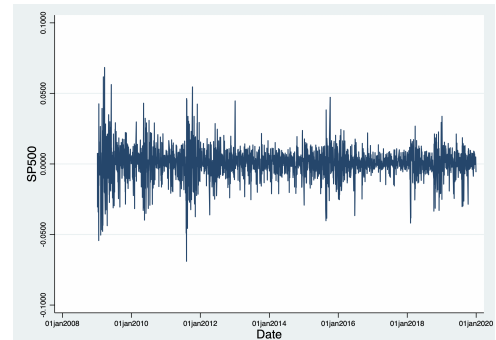
Variabel	VIF	1/VIF
SP500	3.82	0.2621
VIX	2.67	0.3739
FTSE100	2.24	0.4474
NOKUSD	1.90	0.5277
Brent	1.63	0.6153
CSI300	1.25	0.8000
Nibor	1.19	0.8432
Statsobligasjon	1.15	0.8675
EUI	1.10	0.9095
Mean VIF	1.88	

Appendiks E

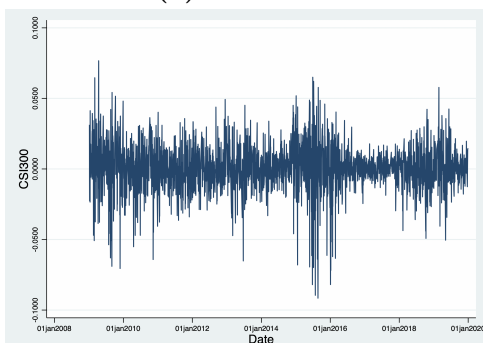
Tidsseriegrafer for alle faktorene.



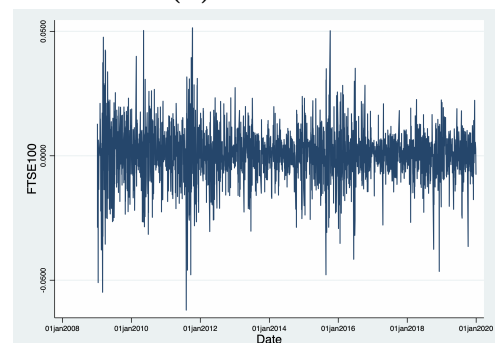
(a) Oslo Børs



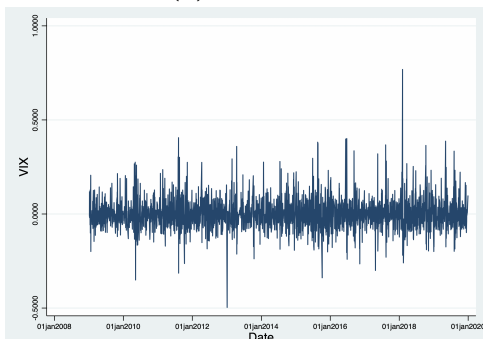
(b) S&P 500



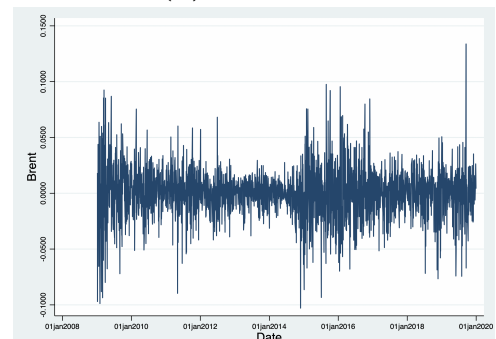
(c) CSI 300



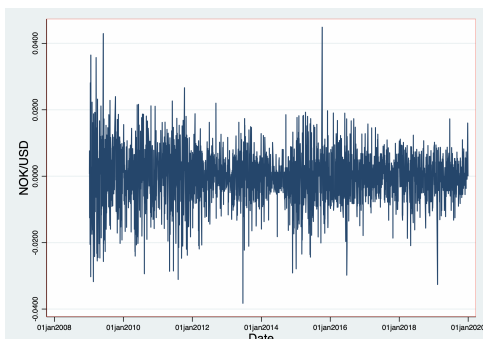
(d) FTSE 100



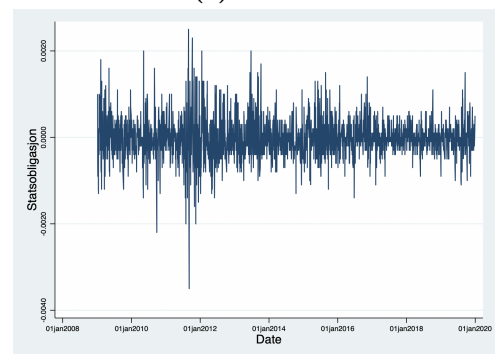
(e) VIX



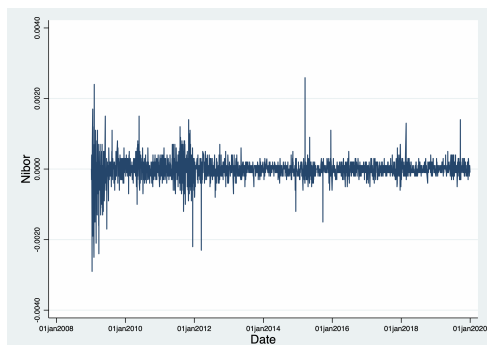
(f) Brent



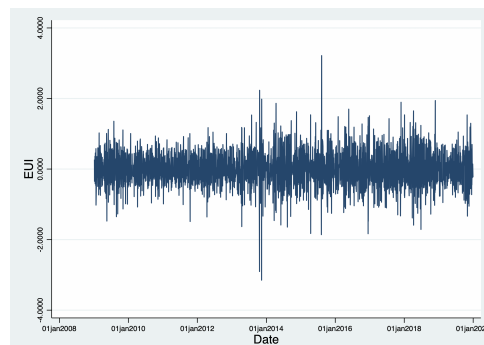
(g) NOK/USD



(h) Statsobligasjon



(i) Nibor



(j) EUI

Appendiks F

Vedlagt er Dickey-Fuller test for samtlige av variablene. Nullhypotese er at det finnes en enhetsrot, mot alternativ hypotese om at tidsserien er stasjonær. Vi forkaster H_0 i samtlige av testene.

OSEBX	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(a) Oslo Børs

SP500	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-54.340	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(b) S&P 500

CSI300	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(c) CSI 300

FTSE100	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(d) FTSE 100

VIX	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(e) VIX

Brent	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(f) Brent

NOKUSD	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(g) NOK/USD

Statsobligasjon	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(h) Statsobligasjon

Nibor	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(i) Nibor

EUI	Test Statistic	1% critical value	5% critical value	10% critical value
Z(t)	-52.867	-3.430	-2.860	-2.570
p-value:	0.000			

(j) EUI