



Norges miljø- og
biovitenskapelige
universitet

Masteroppgave 2020 30 stp.

Handelshøyskolen

Er det mulig å prognostisere priser og prisendringer i aluminiumsmarkedet? En empirisk analyse 1996-2019

Is it possible to forecast prices and price changes in the aluminium market? An empirical study 1996-2019.

Christer Sola og Thomas Søvik

Master i økonomi og administrasjon

Forord

Med denne masteroppgaven avslutter vi to år som masterstudenter ved Norges miljø- og biovitenskapelige universitet, med en mastergrad i økonomi og administrasjon med hovedprofil i finans. På grunn av en stor interesse for råvaremarkedet har vi valgt å fordype oss i aluminiumsmarkedet ved å benytte økonometriske modeller i masteroppgaven. Vi vil benytte anledningen til å takke våre veiledere Professor Ole Gjølberg, Førsteamanuensis Marie Steen og Førsteamanuensis Torun Fretheim for god veiledning og lærerike forelesninger i løpet av vår tid ved NMBU. Vi vil videre takke familie, medstudenter og nære venner for god støtte underveis.

Oslo 31. Mai 2020

Christer Sola og Thomas Søvik.

Sammendrag

Denne studien dreier seg om prognostisering av aluminiumsprisen ved London Metal Exchange. Studien skal undersøke om, og eventuelt hvilke, økonometriske prognosemodeller som prognostiserer aluminiumsprisen bedre enn den naive modellen uten drift i perioden 2015 til 2019. *In-sample* periodene er fra 1996 til 2014, 2001 til 2014 og 2009 til 2014 og vi benytter oss av måltallene MSE, MAE og MAPE, for å sammenligne modellene.

Studien undersøker de økonometriske prognosemodellene AR(p), ARIMA og VAR, i tillegg til at vi undersøker prognoseevnen til futureskontraktene. Futureskontraktene benyttet i denne studien er månedlige gjennomsnittlige futureskontrakter og kontinuerlig rullerende futureskontrakter. I AR(p)- og ARIMA- modellen benytter vi oss av den *laggede* aluminiumsprisen i henhold til modellene. Gjennom VAR-modellen undersøker vi prognoseevnen til et utvalg av futureskontrakter, andre metallpriser, aksjeindekser, valutakurser og makroøkonomiske indekser.

Konklusjonen på problemstillingen er at de nevnte modellene kan benyttes som prognose for aluminiumsprisen, men futureskontraktene vil kunne over- eller underprognostisere. Futureskontraktene prognostiserer ikke bedre enn den naive modellen basert på MSE, MAE eller MAPE. ARIMA-modellen prognostiserer bedre enn den naive modellen på MAE og MAPE, men ikke på MSE. Dette indikerer at ARIMA-modellen har enkelte større avvik på prognosen. AR(p)- og VAR-modellen prognostiserer bedre enn den naive modellen målt i MSE, MAE og MAPE. Dog viser resultatene at modellene kun gjør det minimalt bedre enn den naive modellen. Vi stiller oss derfor i tvil om det vil være økonomisk signifikant å benytte de mer avanserte modellene, i stedet for den enkle naive modellen uten drift.

Abstract

This thesis aims to forecast the aluminum price at the London Metal Exchange. The thesis evaluates whether, and if, econometric forecast models predict the aluminum price better than the random walk in the period from 2015 to 2019. The in-sample periods are from 1996 to 2014, from 2001 to 2014 and from 2009 to 2014, and we use MSE, MAE and MAPE as measurements to compare the models.

The thesis examines the econometric forecasting models AR(p), ARIMA and VAR, as well as the forecasting ability of futures contracts. The futures contracts used in this thesis are monthly average futures contracts and continuous rolling futures contracts. In the AR(p) and ARIMA model we use the lagged aluminum price according to the models. Through the VAR model, we evaluate the forecasting ability of a range of futures contracts, other metal prices, stock indices, exchange rates and macroeconomic indices.

The conclusion of this thesis is that the mentioned models can be used as a forecast for the aluminum price, but futures contracts may over- or under-estimate. The futures contracts do not predict better than the random walk model based on MSE, MAE or MAPE. The ARIMA model forecasts better than the random walk model on MAE and MAPE, but not on MSE. This indicates that ARIMA has some major deviations from the forecast. The AR(p) and VAR models predict better than the random walk model measured by MSE, MAE and MAPE. However, the results show that the models only do slightly better than the random walk model. Therefore, we doubt whether it will be economically significant to use the more advanced models, rather than the simple random walk model without drift.

Tabelliste

TABELL 1: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR ALUMINIUMSPRISEN I AMERIKANSKE DOLLAR PER TONN OG PRISENDNINGENE ANNUALISERT. . .	19
TABELL 2: KORRELASJONER MELLOM PRISENDNINGENE/ VOLUMENDRINGER FOR UTVALGTE VARIABLER OPP MOT PRISENDNINGENE FOR ALUMINIUMSPRISEN, I ULIKE PERIODER.	22
TABELL 3: RISIKO I ALUMINIUM, KOBBER, RÅOLJE, S&P500, S&P GSCI OG MSCI EM, BASERT PÅ PRISENDNINGENE FRA 1996 TIL 2019.	27
TABELL 4: RUNS TEST FOR MÅNEDLIGE ENDRINGER I PERIODEN FRA 1996 TIL 2014.	47
TABELL 5: MÅL PÅ HVOR GODT DEN NAIVE MODELLEN MODELLENE GJØR DET, MÅLT I MSE, MAE OG MAPE.	48
TABELL 6: RESULTAT FRA REGRESJONSANALYSEN MELLOM ALUMINIUMSPRISEN OG FUTURESPRISEN FOR 1-, 3-, 6- OG 9-MÅNEDER GJENNOMSNI TT LIG FUTURES KONTRAKT FRA LME, VED BENYTTELSE AV LIGNING 7.2.	49
TABELL 7: RESULTAT FRA REGRESJONSANALYSEN MELLOM PRISENDNINGENE PÅ ALUMINIUMSPRISEN OG BASIS FOR 1-, 3-, 6- OG 9-MÅNEDERS GJENNOMSNI TT LIG FUTURES KONTRAKTER FRA LME, VED BENYTTELSE AV LIGNING 7.3.	50
TABELL 8: RESULTAT AV FUTURES KONTRAKTER SOM FRAMTIDIG PRIS, SAMMENLIGNET MOT DEN NAIVE MODELLEN UTEN DRIFT MED 1-, 2-, 3-, 6-, 9-, 15- OG 27-MÅNEDERS LAG.	51
TABELL 9: RESULTATET AV HVORDAN BASISEN MELLOM ALUMINIUMSPRISEN OG FUTURES PRISENE KAN PREDIKERE RETNINGEN TIL MORGENDAGENS FUTURES PRIS.	53
TABELL 10: AR(p)-MODELLENE BASERT PÅ DE FORSKJELLIGE IN-SAMPLE PERIODENE, MED RESULTAT FOR PROGNOSEN I OUT-OF-SAMPLE PERIODEN FRA 2015 TIL 2019.	54
TABELL 11: RESULTAT FRA EViews FOR ESTIMERING AV ARIMA-MODELLEN.	57
TABELL 12: RESULTAT AV DE ARIMA-MODELLENE SOM PROGNOTISERER BEDRE ENN DEN NAIVE MODELLEN UTEN DRIFT, MÅLT I MAE OG MAPE. FULLT RESULTAT KAN SES I VEDLEGG 11.1.	58
TABELL 13: RESULTATER FRA DE VAR-MODELLENE SOM GJORDE DET BEDRE ENN DEN NAIVE MODELLEN PÅ MSE, MAE OG MAPE. 61	
TABELL 14: SAMMENLIGNING AV BESTE RESULTATENE FRA HVER MODELL.	66

Figurliste

FIGUR 1: VERDENSPRODUKSJONEN AV ALUMINIUM, ÅRLIG I TONN, PERIODEN FRA 1973 TIL 2019. KILDE: INTERNATIONAL ALUMINIUM INSTITUTE	12
FIGUR 2: TOTAL PRODUKSJONSVERDI AV ALUMINIUM, PERIODE FRA 2000 TIL 2019. KILDE: LME OG INTERNATIONAL ALUMINIUM INSTITUTE.....	12
FIGUR 3: TOPP SYV VERDENSPRODUSERENDE LAND I 2017. KILDE: MINERAL COMMODITY SUMMARIES 2019.....	13
FIGUR 4: DE 19 LANDENE SOM EKSPORTERTE MEST ALUMINIUM, MÅLT I US DOLLAR, ÅR 2018. HØYRESIDEN MED ORANSJE LINJE ER TOTAL VERDENSEKSPORTEN I PROSENT. KILDE: INTERNATIONAL TRADE CENTRE	15
FIGUR 5: DE 21 LANDENE SOM IMPORTERTE MEST ALUMINIUM, MÅLT I US DOLLAR, ÅR 2018. HØYRESIDEN MED ORANSJE LINJE ER TOTAL VERDENSIIMPORTEN I PROSENT. KILDE: INTERNATIONAL TRADE CENTRE	16
FIGUR 6: ALUMINIUMSPRISEN UTVIKLING OG LME VARELAGER VOLUM UTVIKLING I TONN, FRA 1996 TIL 2019.....	17
FIGUR 7: VOLATILITETEN PÅ MÅNEDLIGE PRISENDNINGENE TIL ALUMINIUM, PERIODEN FRA JANUAR 1996 TIL DESEMBER 2019.	20
FIGUR 8: ANNUALISERT RANGE (= MAKS PRIS – MINST PRIS) FOR MÅNEDLIGE OBSERVASJONER I PERIODEN FRA JANUAR 1996 TIL DESEMBER 2019.	21
FIGUR 9: PRISUTVIKLINGEN ALUMINIUM OG KOBBER, MÅNEDLIGE OBSERVASJONER, JANUAR 1996 = 100.....	23
FIGUR 10: DEN RELATIVE PRISUTVIKLINGEN MELLOM ALUMINIUM OG KOBBER, MÅNEDLIGE OBSERVASJONER, PERIODEN FRA JANUAR 1996 TIL DESEMBER 2019.	24
FIGUR 11: PRISUTVIKLINGEN ALUMINIUMSPRISEN OG S&P GOLDMAN SACHS COMMODITY INDEX, MÅNEDLIGE OBSERVASJONER, JANUAR 1996 = 100.	25
FIGUR 12: UTVIKLING I ALUMINIUMSPRISEN OG VOLUM I ALUMINIUM VARELAGER, MÅNEDLIGE OBSERVASJONER, JANUAR 1996 = 100.	26
FIGUR 13: 36 MÅNEDERS RULLERENDE KORRELASJON MELLOM ALUMINIUMSPRISENDNINGEN OG ALUMINIUM VARELAGER ENDRINGER HOS LME.....	26
FIGUR 14: BASIS ÉN MÅNEDERS GJENNOMSNITTLIGE ALUMINIUMS FUTURES KONTRAKT I PROSENT AV DEN MÅNEDLIGE ALUMINIUMSPRISEN.	28
FIGUR 15: BASIS PÅ 3-, 15- OG 27-MÅNEDERS KONTINUERLIG RULLERENDE FUTURES KONTRAKT I PROSENT AV DEN MÅNEDLIGE ALUMINIUMSPRISEN.	28
FIGUR 16: GJENNOMSNITTLIG PRISENDNINGER I SESONG VARIASJONER FOR ALUMINIUM I PERIODEN 1996 TIL 2019.....	29
FIGUR 17: SVINGNINGENE FOR ALUMINIUMSPRISEN REGISTRERT MÅNED FOR MÅNED I PERIODEN FRA 1996 TIL 2019	46
FIGUR 18: ESTIMERTE ALUMINIUMPRISER OPP MOT ALUMINIUMSPRISEN, MÅNEDLIG I PERIODEN FRA JANUAR 2015 TIL DESEMBER 2019.	48
FIGUR 19: PRISUTVIKLING AV ALUMINIUMSPRISEN, DEN NAIVE MODELLEN UTEN DRIFT MED 3 MND. LAG OG 3 MND FUTURES KONTRAKT SOM FRAMTIDIG PRIS, I OUT-OF-SAMPLE PERIODEN FRA 2015 FRA 2019.	52
FIGUR 20: UTVIKLINGEN TIL ALUMINIUMSPRISEN, DE PROGNOTISERTE PRISNIVÅENE AV AR(12) 1996 TIL 2014 OG DEN NAIVE MODELLEN UTEN DRIFT.	55
FIGUR 21: KORRELOGRAM FOR ALUMINIUMSPRISEN OG DEN DIFFERENSIERTE ALUMINIUMSPRISEN FRA EViews.....	57

Innholdsfortegnelse

Forord.....	2
Sammendrag	3
Abstract.....	4
Tabelliste.....	5
Figurliste.....	6
1. Introduksjon	8
2. Tilbud og etterspørsel i aluminiumsmarkedet	11
3. Aluminiumspriser 1996 til 2019: Et overblikk	17
4. Litteratur om prognostisering av råvarer	30
5. Metode og modeller	35
5.1 <i>Benchmark: den naive modellen med og uten drift</i>	35
5.2 <i>Futurespriser som prognose for framtidige priser</i>	35
5.3 <i>Autoregressive-modeller (AR(p))</i>	37
5.4 <i>ARIMA-modellen</i>	38
5.5 <i>Vektor Autoregressive-modeller (VAR)</i>	40
5.6 <i>Måltall for predikasjonsevne</i>	41
6. Data og variabler som inngår i analysen.....	43
7. Økonometriske analyser og resultater	46
7.1 <i>Benchmark: den naive modellen med og uten drift</i>	46
7.2 <i>Futurespriser som prognose for framtidige priser</i>	49
7.3 <i>Autoregressive-modeller (AR(p)) som prognose</i>	53
7.4 <i>ARIMA-modellen som prognose</i>	55
7.5 <i>Vektor Autoregressive-modeller (VAR) som prognose</i>	59
8. Diskusjon	64
9. Konklusjon.....	68
10. Referanseliste	70
11. Vedlegg	74
11.1 <i>Resultat fra ARIMA-modellen</i>	74
11.2 <i>Resultater fra alle utførte VAR-modeller</i>	75

1. Introduksjon

Denne studien skal undersøke muligheten til å prognostisere den kortsiktige månedlige aluminiumsprisen. Dette gjøres ved å benytte økonometriske modeller ved å undersøke om disse slår den naive modellen i perioden 2015 til 2019. Vi benytter historiske data fra 1996 til 2014. Dette er interessant for spekulanter og hedgere som er aktører i aluminiumsmarkedet og dermed er ute etter gode analyseverktøy.

Aluminium er et etterspurt metall i mat-, transport-, bygnings- og teknologisektoren som følge av dens gode egenskaper når det gjelder bøyelighet, vekt og styrke. Aluminium er i tillegg resirkulerbart uten at det mister noen av sine egenskaper (Hydro, 2020).

Produksjonen av aluminium krever store mengder energi, fra gruvedrift til ferdig produkt og produksjonen legges ofte til steder med tilgang på rimelig energi. Norge er det syvende mest produserende landet av aluminium i verden, mye på grunn av rikelig tilgang på vannkraft. I 2019 ble det produsert ca. 64 millioner tonn aluminium i verden, som tilsvarer en verdi på ca. US\$ 115 milliarder, hvor Norge sto for ca. US\$ 3,1 milliarder (SNL, 2020b; USGS, 2019).

Produsenter av aluminium selger kontrakter på leveranse fram i tid gjennom derivater, enten direkte med kundene eller gjennom metallmarkeder som London Metal Exchange, Chicago Merchandise Exchange eller Shanghai Futures Exchange. De ulike aktørene på metallmarkedet er delt opp i to forskjellige grupper basert på deres intensjon bak deres investeringer. Den første gruppen er hedgere, som ønsker å redusere risiko ved å diversifisere sin portefølje. Den andre gruppen er spekulanter, som ønsker å oppnå avkastning fra investeringer i metallmarkedet. Begge aktørene i derivatmarkedet er gode bidragsyttere til å skape likviditet i markedet.

Mange aktører som opererer i finansmarkedet er ute etter å kunne prognostisere framtidige verdier, for å kunne systematisk analysere markedet og ta gode investeringsbeslutninger. Hypotesen om et effisient marked og teorien om den naive modellen er motstandere av prognostisering. Dersom markedet var effisient, ville all informasjon ligge i både spotpriser og futurespriser og behovet for prognostisering ville vært lite nødvendig. Den naive modellen indikerer at endringen i prisen fra i dag til i morgen er uforutsigbar og prognosemodeller har ingen verdi. Skulle disse hypotesene stemme ville ingen i finansindustrien lykkes i investeringer basert på analyser og prognoser, noe som finansbransjen daglig utfordrer.

For både spekulanter og hedgere er det nødvendig å jobbe systematisk med sine investeringsbeslutninger. Det er derfor viktig å ha gode prognosemodeller som gir best mulig grunnlag. Dette verktøyet kan gi støtte til aktørene under usikre tider, ved å unngå at finansielle beslutninger blir tatt i affekt. Gode prognoseverktøy skaper også en forståelse for hvordan de ulike metallmarkedene påvirkes av andre metaller, råvarer, energi, valuta eller makroøkonomiske indekser.

Prognoser kan baseres på fundamental eller teknisk analyse. Sistnevnte benytter økonometriske modeller basert på historiske tidsserier. Vi har funnet lite litteratur som omhandler økonometriske modeller for prognostisering av aluminiumsprisen. Vi ser det derfor som relevant å undersøke dette nærmere, med et ønske om å kvantifisere prognoseevnen til ulike variabler. Følgende problemstilling vil derfor bli besvart:

Denne studien skal undersøke om, og eventuelt hvilke, økonometriske prognosemodeller som prognostiserer aluminiumsprisen bedre enn benchmark i perioden 2015 til 2019.

Out-of-sample perioden er valgt på bakgrunn av tidsrelevant og tilfredsstillende antall observasjoner, for å måle statistisk månedlige prognoser. *In-sample* perioden fra 1996 til 2014 er valgt på grunn av tilstrekkelige observasjoner som inkluderer oppturer og nedturer i aluminiumsmarkedet.

På bakgrunn av valget om teknisk analyse og økonometriske modeller, vil denne studien benytte seg av den naive modellen uten drift som *benchmark*. Dette betyr at ingen vet hva prisen vil være i morgen, slik at dagens pris vil være den beste prognosen. De økonometriske modellene som benyttes i denne studien er autoregressive-modeller (AR(p)), autoregressive integrerte glidende gjennomsnittsmodeller (ARIMA) og vektor-autoregresjonsmodeller (VAR). I tillegg tester vi futureskontraktens prognoseevne. Modellene er selektert med den hensikt å starte med de enkle prognosemodellene for deretter å avslutte med de mer avanserte modellene. Studien måler den statiske prognoseevnen til hver modell, månedlig fra 2015 til 2019. Vi benytter måleenhetene kvadratisk gjennomsnitts avvik (*Mean Squared Error* - MSE), absolutt gjennomsnittsavvik (*Mean Absolute Error* - MAE) og gjennomsnittlig absolutte prosentvise avvik (*Mean Absolute Percentage Error* - MAPE).

Det er lite litteratur som omhandler økonometriske prognosemodeller på aluminium. Denne studien undersøker aluminiumsprisen i en nyere tidsperiode og opp mot flere variabler enn tidligere gjennomført. Denne studien er avgrenset til et utvalg av futureskontrakter for aluminium, metallpriser, valutakurser, aksjeindekser, råvareindekser og andre relevante indekser.

Denne studien er strukturert ved at – **Introduksjonskapittelet** har presentert tema, problemstilling og avgrensninger. **Kapittel 2** vil gi generell informasjon om aluminiumsmarkedet og hvilke land som påvirker tilbud og etterspørsel, gjennom produksjon, eksport og import. **Kapittel 3** vil introdusere leseren for utviklingen av aluminiumsprisen i perioden fra 1996 til 2019. I tillegg til å presentere deskriptiv statistikk, korrelasjon og basis. **Kapittel 4** vil introdusere relevant litteratur på prognostisering av råvarepriser. Videre vil **kapittel 5** bestå av metode og modeller. **Kapittel 6** vil forklare data og variablene som inngår i analysen. **Kapittel 7** vil vi gjennomgå de ulike økonometriske analysene og resultat. I **kapittel 8** diskuteres funnene fra analysen og sammenligne de ulike modellene opp. **Kapittel 9** presenteres konklusjon og svar på problemstillingen.

2. Tilbud og etterspørsel i aluminiumsmarkedet

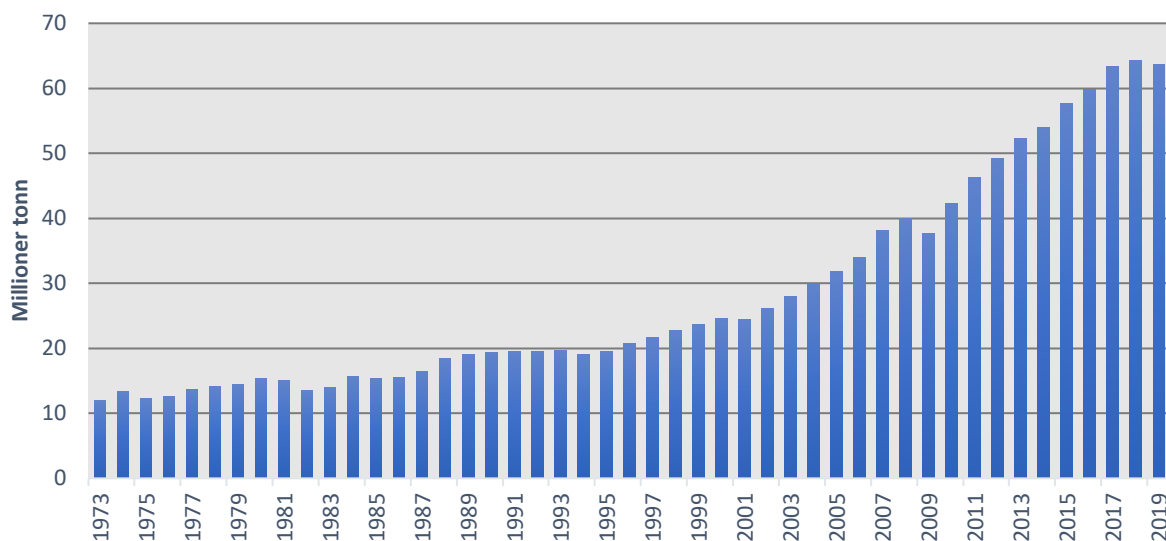
Dette kapitlet omhandler generell informasjon om aluminium, for å gi leseren en forståelse for verdensproduksjon av aluminium. I tillegg presenteres relevansen opp mot ulike industrier og valuta. Her presenteres hvilke land som står for det største tilbudet av aluminium basert på produksjon og eksport. Deretter presenteres land som står for den største etterspørselen basert på importen av aluminium. Dette er med å gi en forståelse av variablene som senere blir benyttet i studien.

Aluminium er det tredje mest vanlige grunnstoffet i jordskorpen og vil derfor kunne utvinnes i flere hundre år dersom produksjonen vokser eksponentielt slik det har gjort fram til nå. Aluminium veier 2,7 g/cm³ som kun er 1/3 av vekten til stål. Vekten i seg selv gjør metallet lettere å håndtere for fabrikker og har lavere energiforbruk under transport. Aluminium er sterkt, men også enkelt å utforme. Benyttelsesområdet har dermed få begrensinger og benyttes til alt fra kjøkkenredskaper til romfartøy. Aluminium reagerer med oksygenet i luften som danner et beskyttende oksidbelegg og som gjør metallet korrosjonsbestandig. Aluminium er resirkulerbart og mister ingen av sine egenskaper i omsmeltingsprosessen (Hydro, 2020; SNL, 2020a).

Råvaren aluminium finnes ikke ren form, og er relativt et nyoppdaget metall, sett i sammenheng med andre metaller. Utvinningsprosessen starter ved at bauxitt blir hentet ut fra jordskorpen, før bayer-prosessen skiller ut alumina fra bauxitt. Alumina blir deretter behandlet med elektrolyse som resulterer i aluminium med en renhetsgrad på 99,7 %. Denne prosessen er energiintensiv og krever mye elektrisitet (Hydro, 2020).

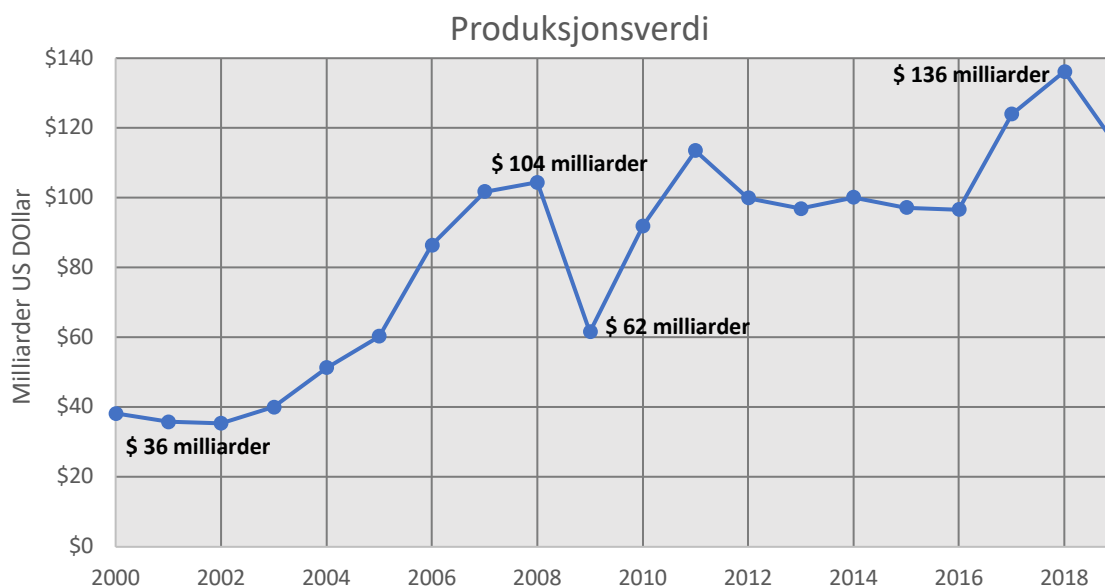
Produksjonsvolumet er hentet fra International Aluminium Institute (IAI). IAI får informasjon fra produksjonsselskaper som rapporterer inn sin produksjon. Fra ikke-rapporterende produksjonsselskaper, lager IAI estimater basert på eksterne rapporter. Derfor ser IAI på informasjonen som pålitelige (IAI, 2020b).

Verdensproduksjonen 1973 - 2019



Figur 1: Verdensproduksjonen av aluminium, årlig i tonn, perioden fra 1973 til 2019. Kilde: International Aluminium Institute

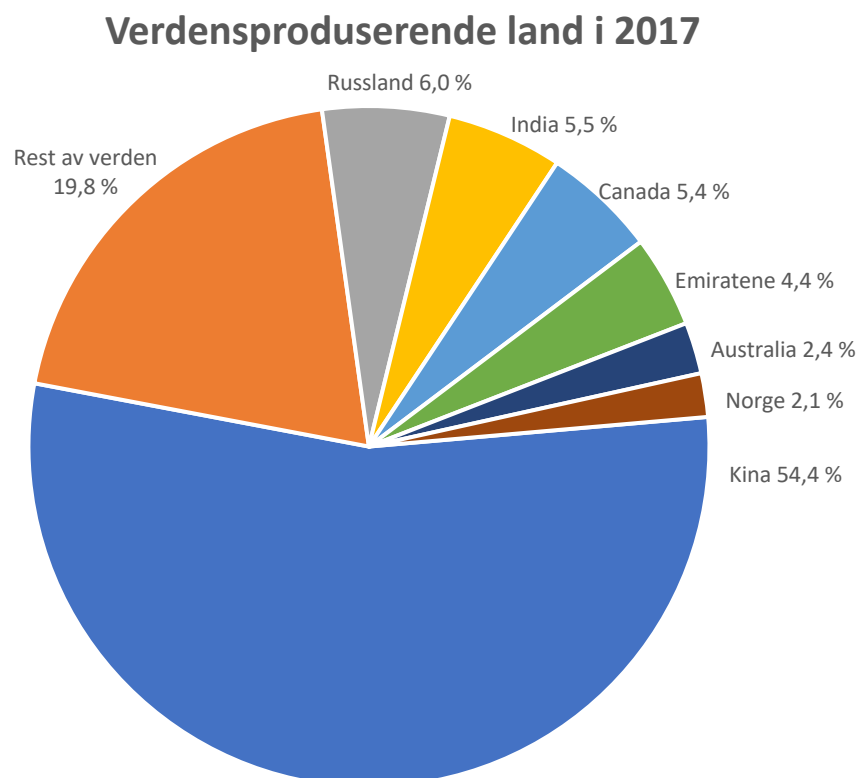
Verdensproduksjonen har hatt en eksponentiell økning fra 1973 og fram til i dag, som vist i figur 1. Produksjonsmengden har totalt i perioden hatt en gjennomsnittlig økning på 3,44 % per år. Fra 1973 til 2001 var økningen svakere med et gjennomsnitt på 2,38 % per år. I perioden fra 2002 til 2019 var økningen på 5,09 % per år.



Figur 2: Total produksjonsverdi av aluminium, periode fra 2000 til 2019. Kilde: LME og International Aluminium Institute

Figur 2 ovenfor, presenterer verdien av den totale produksjonen per år i amerikanske dollar de siste 20 årene, da den gjennomsnittlige veksten var høyere. Produksjonsverdien er basert på produksjonsvolum multiplisert med den gjennomsnittlig annualiserte aluminiumsprisen.

Slik det er framstilt i figur 1 og 2, har både aluminiumsprisen og verdensproduksjonen endret seg mye de siste 20 årene. Produksjonsvolumet hadde en nedgang på ca. 2,3 millioner tonn fra 2008 til 2009, som tilsvarer en nedgang på 5,7 %. Ser man på aluminiumsprisen per tonn, gikk denne ned fra et årlig gjennomsnitt på US\$ 2613 til US\$ 1634. Det er en nedgang på US\$ 979 per tonn som tilsvarer en nedgang på 37,5 %. I figur 2 ser vi da at den totale verdien av verdensproduksjonen hadde nedgang på hele US\$ 42 milliarder som tilsvarer 40,4 %, på kun ett år.



Figur 3: Topp syv verdensproduserende land i 2017. Kilde: Mineral Commodity Summaries 2019.

I figur 3 vises tall fra 2017, som er de siste tallene tilgjengelig per dags dato. Informasjonen er hentet ut fra Mineral Commodity Summaries 2019 (USGS, 2019). Kina er den største aluminiumsprodusenten i verden og har hatt en voldsom vekst i produksjon, ifølge IAI. Det ble ikke registrert noe produksjon i Kina før 1999, men det er likevel sannsynlig at de har hatt en produksjon tidligere som er underrapportert. Det er grunn til å være kritisk til tallene registrert

fra Kina, da det er flere produksjonsselskaper som ikke rapporterer sine tall til IAI. Det kan også nevnes at det ikke har blitt rapportert om produksjon av aluminium i øst- og sentral Europa før 1996 og fra Golfrådet (Cooperation Council of the Arab States of the Gulf) før 2010.

De største aluminiumproduserende selskapene i 2018 er Chalco (Kina), AWAC (USA/Australia), Rio Tinto (Australia/UK), Rusal (Russland), Xinha (Kina), Norsk Hydro (Norge), South 32 (Australia), Hongqiao Group (Kina), Nalco (India) og Emirates Global Aluminium (De Forente Arabiske Emirater). Dette reflekterer også hvilke land som produserer mest i verden, da samtlige bedrifter har hovedbasen eller produksjonsanlegg i landene vist i figur 3 ovenfor (Bell, 2020).

På grunn av aluminiums allsidige egenskaper, benyttes dette på tvers av flere bransjer og industrier. I matindustrien benyttes aluminium til oppbevaring da aluminium ikke avsetter smak, forlenger holdbarhet og har varmetoleranse. På 50-tallet ble det mer vanlig med hvitevarer i husholdningen, som vaskemaskin og tørketrommel. I dag er de fleste maskiner i hjemmet primært laget av aluminium, som for eksempel kjøleskap, tv og datamaskiner (TAA, 2020d).

Aluminium benyttes i bygningsbransjen på grunn av lav vekt, trenger minimalt vedlikehold og er korrosjonsbestandig. Det er heller ikke behov for tørketid, som ved benyttelse av betong. Aluminium er dermed velegnet til større bygninger og ble benyttet allerede i konstruksjonen av Empire State Building i byggeperioden fra 1929 til 1931 (TAA, 2020b).

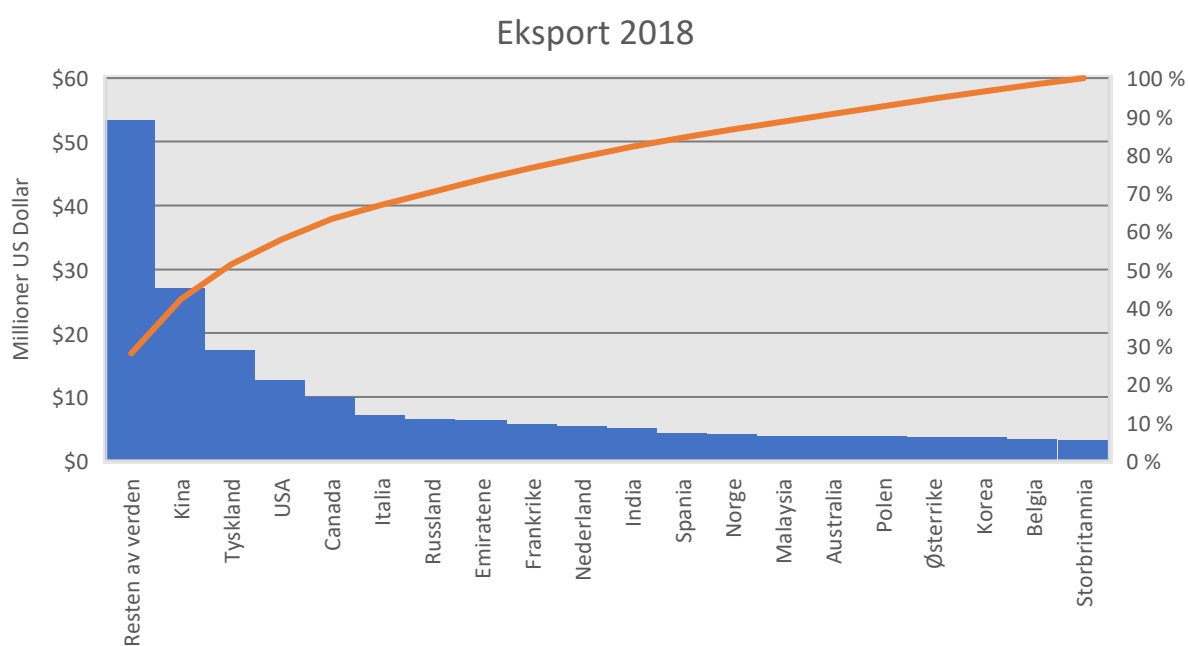
Etter andre verdenskrig ble det mer vanlig med aluminiumbaserte ledningsnett. Ledeevnen til kobber er bedre enn aluminium, men på grunn av pris og vekt har aluminium blitt et substitutt for kobber. Vekten til kobber er på $8,9 \text{ g/cm}^3$ hvor aluminium kun har en vekt på $2,7 \text{ g/cm}^3$. Prisen er også en betydelig forskjell, hvor kobber var US\$ 4049 dyrere per tonn enn aluminium i desember 2019 (IAI, 2020a; TAA, 2020c).

Transportindustrien benytter seg av aluminium, da aluminium absorberer dobbelt så mye energi sammenlignet med stål. På grunn av metallens vekt vil håndteringen av kjøretøyet forbedres, samt energiforbruk og CO_2 -utslipp reduseres. Aluminium benyttes også i militære kjøretøy på grunn av at metallet er sterkere, tryggere og at de trenger mindre vedlikehold enn stål, som tidligere ble mye benyttet av bransjen (ATG, 2020).

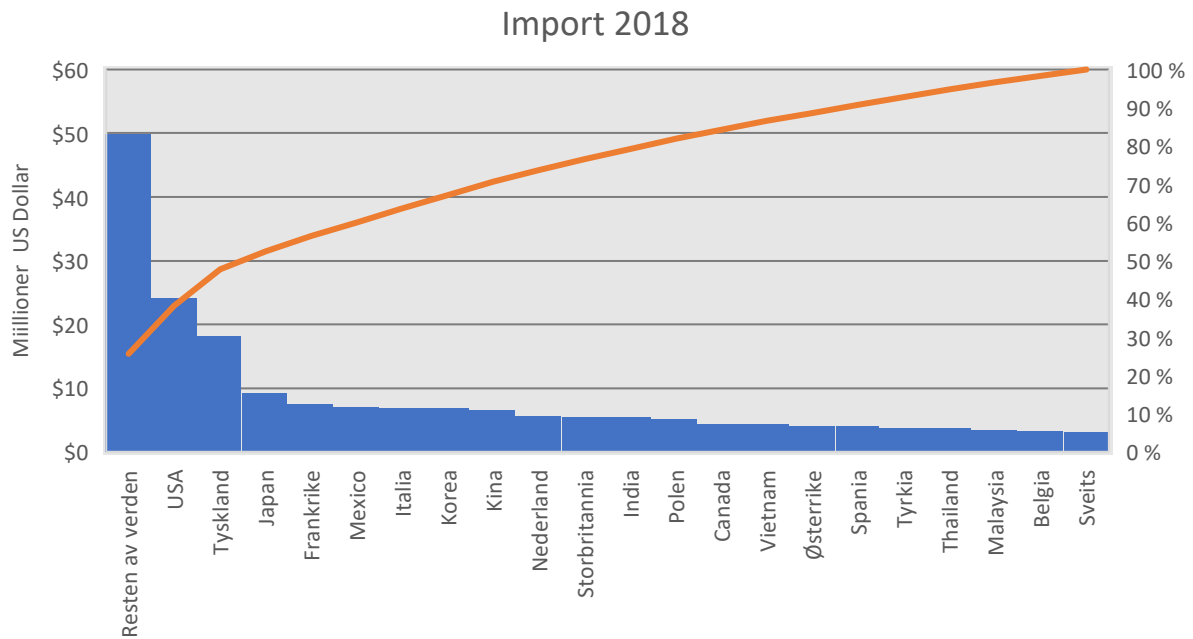
I luft- og romfartsindustrien har aluminium vært inkludert fra begynnelsen på grunn av vekt og robusthet. Brødrene Wright benyttet aluminium til motorens veivhus i deres første tre fly i 1903. I dag består moderne fly av 80 % aluminium, basert på vekt. Aluminium har også blitt benyttet i romfart helt siden Sputnik 1 ble sendt ut i verdensrommet av Sovjetunionen i 1957 (TAA, 2020a).

Figur 4 og 5 nedenfor, viser eksport- og importtallene fra år 2018 per land, hentet fra ITC (2020). Utvalget av landene i figurene ble avgrenset ut fra hvilke land som eksporterte og importerte aluminium med en verdi på minst US\$ 3 millioner i løpet av året.

Kina er den største produsenten og eksportøren, samt blant de største importørene i verden. Kina har hatt en ekstrem vekst de siste tiårene, men det er nå en økt bekymring til deres gjeldsnivå. Dette kan ses i sammenheng med et fall i produksjon (2 %), eksport (3 %) og import (19 %) fra 2018 til 2019 (Martin, 2019).



Figur 4: De 19 landene som eksporterte mest aluminium, målt i US dollar, år 2018. Høyresiden med oransje linje er total verdenseksporten i prosent. Kilde: International Trade Centre

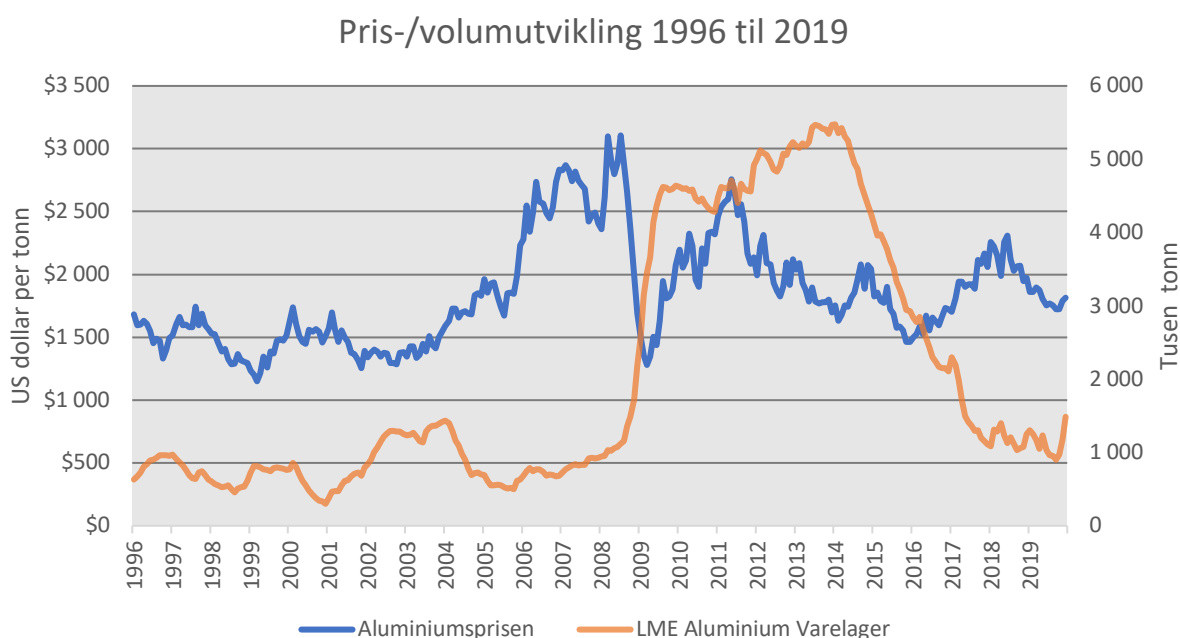


Figur 5: De 21 landene som importerte mest aluminium, målt i US dollar, år 2018. Høyresiden med oransje linje er total verdensimporten i prosent. Kilde: International Trade Centre

Markedsplassene for derivater benytter seg av dollar som valuta, i motsetning til produksjonen av råvarer som foregår i lokal valuta. Produsenter og konsumenter vil derfor ha en valutarisiko mellom sin lokale valuta og US Dollar. Dersom for eksempel Kinesisk Yuan svekkes mot dollarkursen, vil produsentene tjene mer på eksport av aluminium og motsatt dersom kinesisk Yuan styrkes. Som produsent/ konsument har man mulighet til å hedge seg mot valutarisiko. Dette gjøres ved å kjøpe dollar futureskontrakter (ICE), som reduserer påvirkningen av valutaendringene.

3. Aluminiumspriser 1996 til 2019: Et overblikk

Dette kapitlet starter med å presentere den historiske utviklingen av aluminiumsprisen fra 1996 til 2019. Vi har inkludert tre begivenheter hvor vi forklarer noe av påvirkningen på aluminiumsprisen. Deretter presenterer vi deskriptiv statistikk, ulike korrelasjoner på prisendringer, prisutvikling sett opp mot kobber, S&P GSCI og varelager for aluminium. Til slutt presenteres risiko, basis og sesongvariasjoner for aluminiumsprisen. Dette skal gi leseren kjennskap til utviklingen av aluminiumsprisen i perioden og hvordan prisendringen varierer i forhold til andre råvarer, valutaer og indekser. Alle tabeller og figurerer i dette kapitlet inneholder data hentet fra Thomson Reuters Datastream.



Figur 6: Aluminiumsprisen utvikling og LME Varelager volum utvikling i tonn, fra 1996 til 2019.

Figur 6 viser den historiske utviklingen til aluminiumsprisen fra 1996 til 2019, sammen med LME sitt varelager i aluminium. Ut ifra figuren ser vi at prisen i januar 1996 ligger omtrent på samme nivå som i desember 2019. Vi ser derimot at den har beveget seg kraftig i perioden 2006 til 2013. De siste 24 årene har det vært mange historiske begivenheter som har påvirket finansmarkedene. De tre begivenhetene vi har valgt er asiakrisen i 1997, finanskrisen i 2007 til 2009 og LME sin varelagerproblematikk fra 2008 til 2014.

Den første begivenheten er asiakrisen i 1997 hvor en rekke valutadevalueringer skjedde i det asiatiske markedet. Fram til 1997 hadde de asiatiske landene hatt en stor økonomisk vekst. Thailand var det første landet som gikk over til flytende valutakurs, etter å ha hatt en fast valutakurs som fulgte den amerikanske dollaren. Dette resulterte i en valutaflukt, hvor Thailand endte i økonomisk konkurs på grunn av høy utenlandsk gjeld. Thailand, Indonesia, Sør-Korea og Malaysia opplevde den største svekkelsen på over 50 % av sin valutakurs. Dette førte til en usikkerhet rundt utviklingsmarkeder og antall utenlandske investeringer falt i flere asiatiske land som blant annet Kina, Japan og India. Svekkelsen i den lokale valutakursen førte til at importen og den økonomiske aktiviteten i de asiatiske landene gikk ned. Denne nedgangen førte til et gjennomsnittlig fall på råvarepriser med 10-15 %, hvor jordbruk og mineraler hadde de største fallene. Kina og India er de to største produsentene av jordbruksråvarer, i tillegg til å være storprodusenter av mineraler, sammen med Indonesia. En svekkelse i denne regionen vil dermed påvirke råvaremarkedene. I figur 6 (s.17) ser vi at aluminiumsprisen stiger først med 7 % fra juli til oktober 1997, før prisen faller med 32 % fra oktober 1997 og fram til mars 1999. I mars 1999 var aluminiumsprisen på sitt laveste med US\$ 1150 per tonn (Harmon & Cheif, 1998; Nordås & Tenold, 1999; Ross, 2019).

Den andre begivenheten var finanskrisen fra 2007 til 2009. Fra 2003 og fram til finanskrisen i 2008, steg aluminiumsprisen med ca. 220 %, fra ca. US\$ 1400 til US\$ 3100. Tilsvarende prisstigning skjedde for de fleste råvarer og metaller, på grunn av økt etterspørsel fra utviklingsland, som opplevde en positiv vekst etter asiakrisen. Etterspørselen etter aluminium steg kraftig og tilbudet klarte ikke følge denne utviklingen, som resulterte i en prisoppgang i aluminium (Krauss, 2008).

I perioden fra 2007 til 2008 inntrådte finanskrisen på grunn av blant annet høyrisiko obligasjoner knyttet til at boligmarkedet i USA var overpriset. Når økt mislighold avslørte den faktiske risikoen knyttet til obligasjonene og prisene falt, endte flere aktører i finansmarkedet konkurs. Den største hendelsen var når storbanken Lehman Brothers gikk konkurs i september 2008. Dette førte til en lavkonjunktur som spredte seg fra Nord-Amerika, til Mellom-Amerika og Europa (Singh, 2019).

Råvaremarkedet falt kraftig på grunn av den lave økonomiske veksten i den vestlige verden, hvor tilbudet av råvarer ble høyere enn etterspørselen. Dette førte til at aluminiumsprisen falt ved inngangen av 2008, før den returnerte til makspris på ca. US\$ 3100 og deretter fikk et

voldsomt fall på 59 % fra juli 2008 til mars 2009. Fra mars 2009 steg aluminiumsprisen kraftig oppover igjen, da de vestlige landenes økonomi begynte å vokse igjen etter finanskrisen. I denne perioden hadde mange asiatiske land vært stabile med kontinuerlig vekst gjennom finanskrisen og behovet for råvarer økte i denne regionen. Dette førte til en kraftig prisoppgang igjen da etterspørselen etter råvarer økte.

Den tredje begivenheten vi ser på er problematikken rundt LME sine varelagre etter finanskrisen. I figur 6 (s.17) ser man en kraftig økning i varelagervolumet for aluminium ved LME etter finanskrisen i 2008. Lav etterspørsel og høyt tilbud fylte lagrene og LME fikk trøbbel med å levere ut aluminium, når etterspørselen tok seg opp. Omsetningen av aluminium økte med 3300 %, og den faktiske etterspørselen økte med 40 %. Dette kan forklares ved at finansmarkedet benyttet seg av situasjonen hvor aluminium tilnærmet garanterte avkastning på grunn av at prisen lå i *contango*.

LME sine varelagre slet med utleveringstiden for aluminium, hvor noen lagre hadde utleveringstid på opptil 774 dager. Dette resulterte i en høy varelagerkostnad. I slutten av 2014 introduserte LME en reform, med blant annet krav til utleveringshastighet på varelagrene. Hensikten var å unngå kødannelse ved utlevering og reformen trådte i kraft februar 2015. Dette førte til en økt tilgjengelighet på aluminium og et prisfall på 30 % gjennom 2015 (Aluminiumleader, 2020; Home, 2019; LME, 2020).

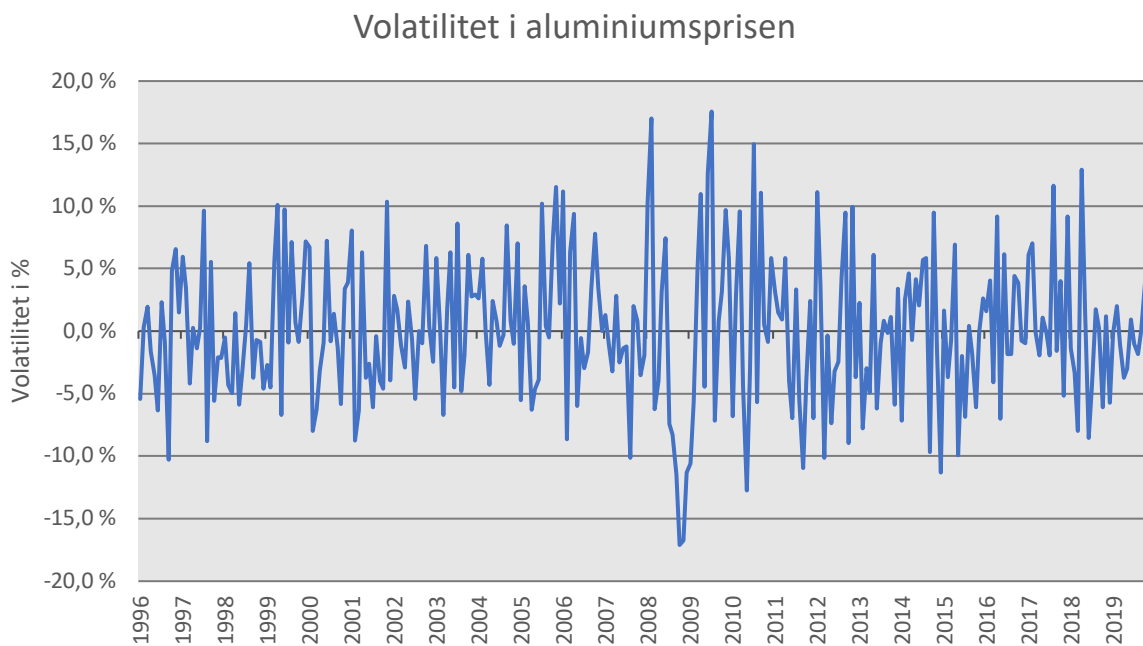
Tabell 1: Deskriptiv statistikk for aluminiumsprisen i amerikanske dollar per tonn og prisendringene annualisert.

Deskriptiv Statistikk	1996-2019	1996-2014	2001-2014	2009-2014
Månedlig gjennomsnittspris per tonn	\$1844	\$1849	\$1976	\$1999
Månedlig Min. prisnivå per tonn	\$1150	\$1150	\$1255	\$1281
Månedlig Max. Prisnivå per tonn	\$3106	\$3106	\$3106	\$2758
Gjennomsnittlig prisendring annualisert	0,31 %	1,02 %	2,17 %	3,19 %
Standardavvik prisendring annualisert	20 %	21 %	22 %	24 %

Tabell 1 viser deskriptiv statistikk på aluminiumsprisen fra januar 1996 til desember 2019. Desember 2019 var aluminiumsprisen ved LME US\$ 1812 og januar 1996 var aluminiumsprisen US\$ 1684. Dette gir en prisøkning på 7,6 % i hele denne tidsperioden på 23

år. Gjennomsnittsprisen på aluminium var US\$ 1844, den høyeste månedlige prisen var US\$ 3106 og den laveste månedlige prisen var US\$ 1150. Aluminiumsprisen ligger i desember 2019 på kun 1,8 % under gjennomsnittet for hele perioden. Den høyeste prisen ligger 68 % over gjennomsnittet og den laveste prisen ligger 38 % under gjennomsnittet. Den årlige gjennomsnittlige prisendringen er 0,31 %, med et standardavvik på 20 %.

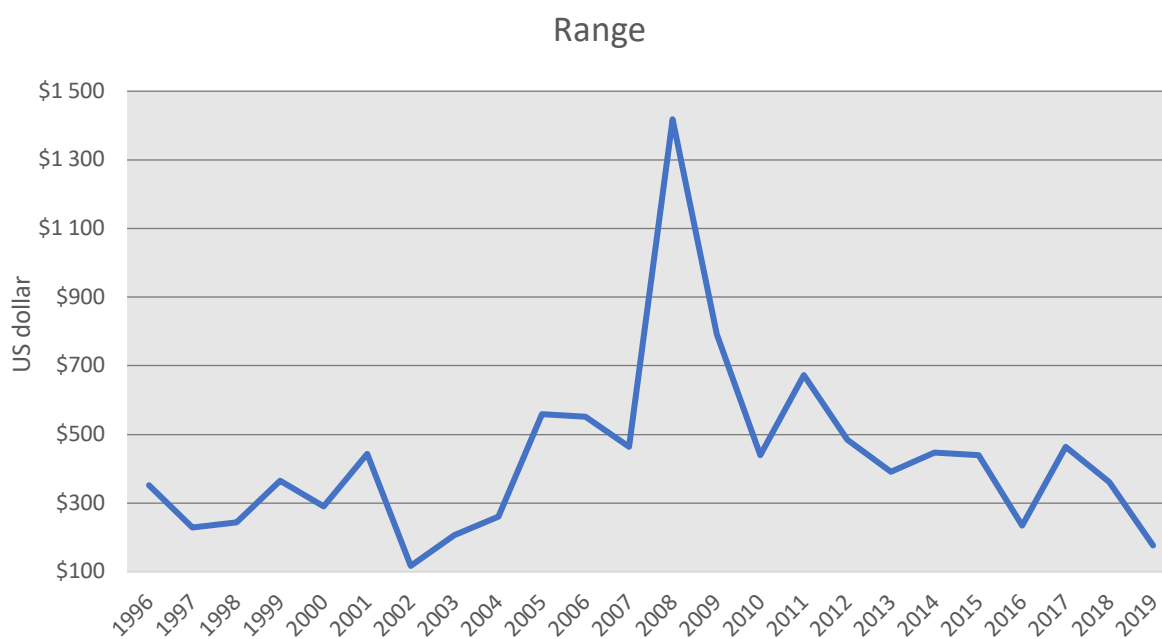
Tabell 1 ovenfor, viser også de historiske aluminiumsprisene i de gitte tidsperiodene for *in-sample*. Her er den siste perioden som har den største gjennomsnittsprisen og det høyeste standardavviket på pris. Maksprisen holder seg på US\$ 3106 i periodene før 2009, men hvor maksprisen i den siste perioden ligger på US\$ 2758. Minsteprisen ligger i perioden før 2001 på US\$ 1150 og øker i de to siste periodene til US\$ 1281. Tabellen inneholder også den prosentvise gjennomsnittlige endringen i pris annualisert, som ligger fra 0,39 % og opptil 3,19 %, samt det annualiserte standardavviket som viser at den stiger fra 20 % til 24 %. Det vil si at de største endringene finner sted i den siste perioden.



Figur 7: Volatiliteten på månedlige prisendringene til aluminium, perioden fra januar 1996 til desember 2019.

Figur 7 viser volatiliteten til prisendringene på aluminium per måned, hvor vi ser at de store svingningene ligger på +/- 18 % under finanskrisen i 2008 og 2009. Svingningene ligger på +/- 11 % i perioden før finanskrisen og på +/- 13 % i perioden etter. Fra august 2018 blir volatiliteten lavere og holder seg innenfor +/- 6 %. Denne observasjonen støttes av figur 8

nedenfor, som viser *range* som er den gjennomsnittlige differansen mellom lavest og høyest kurs per år. Dette har vi regnet ut ved å dele differansen mellom høyest og lavest verdi per år, på summen av den høyeste og laveste verdien per år. Vi multipliserer også dette med én delt på antall observasjoner, for å få informasjon om det månedlige gjennomsnittet for differansen.



Figur 8: Annualisert range (= maks pris – minst pris) for månedlige observasjoner i perioden fra januar 1996 til desember 2019.

Figur 8 viser at volatiliteten er relativt lik før og etter finanskrisen, men at volatiliteten var høy under finanskrisen i 2008. I figuren over viser vi annualisert *range*, som er differansen mellom makspris og minstepris i et gitt år. I perioden fra 1996 til 2007 er gjennomsnittet på US\$ 340, i perioden fra 2005 til 2011 var gjennomsnittet på US\$ 699 og i perioden fra 2010 til 2019 var gjennomsnittet på US\$ 411. Hele periodens gjennomsnittlige *range* var på US\$ 433.

I tabell 2 nedenfor, presenteres korrelasjonen mellom prisendringen for aluminium og et utvalg av variabler. Den kan inneholde spuriøse korrelasjoner. Kobber har en sterk korrelasjon i motsetning til de andre metallene som har en moderat korrelasjon med aluminium. Metallene har den høyeste korrelasjonen i siste periode fra 2009 til 2014, hvor alle har en sterk korrelasjon, unntatt Nikkel som enda er moderat.

Tabell 2: Korrelasjoner mellom prisendringene/ volumendringer for utvalgte variabler opp mot prisendringene for aluminiumsprisen, i ulike perioder.

	1996-2019	1996-2014	2001-2014	2009-2014
Kobber (Cu)	0,64	0,66	0,67	0,65
Nikkel (Ni)	0,50	0,51	0,53	0,56
Bly (Pb)	0,47	0,49	0,54	0,62
Tinn (Sn)	0,47	0,51	0,55	0,61
Varelager Aluminium	-0,03	-0,02	-0,04	-0,02
US \$ Index ICE	-0,05	-0,06	-0,06	-0,02
Australsk Dollar/ USD	0,44	0,46	0,49	0,50
MSCI EM	0,46	0,47	0,54	0,55
WTI Råolje	0,37	0,39	0,43	0,41
S&P GSCI	0,12	0,12	0,14	-0,05
S&P 500	0,03	0,00	0,09	0,11

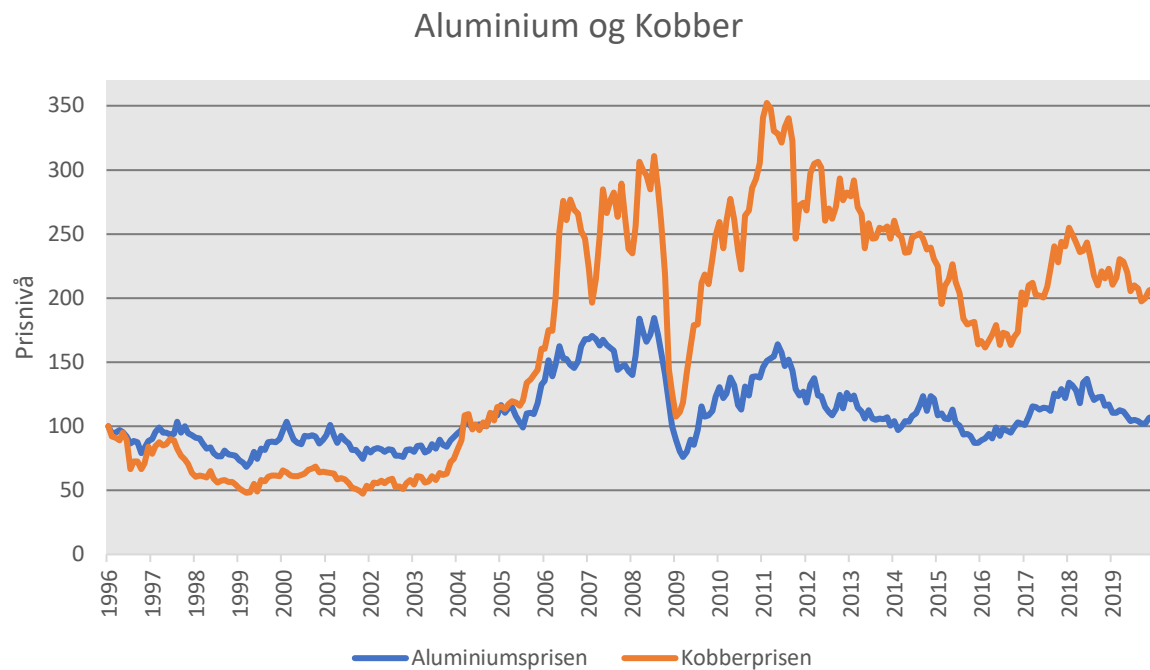
Tabell 2 viser også korrelasjonen mellom prisendringene i US\$ Index Futures, som har ingen korrelasjon med prisendringene i aluminium. Tabellen viser også korrelasjonen med valutakursen australske dollar/USD, som har en moderat korrelasjon gjennom periodene og som hadde den høyeste korrelasjonen av valutakursene i denne studien.

MSCI EM består av selskaper fra blant annet Kina (33 %), Korea (13 %), Taiwan (11 %), India (9 %), Brasil (7 %), Sør-Afrika (5 %) og Russland (4 %). Disse landene karakteriseres som utviklingsland, hvor Kina, Russland og India er de tre største produsentene av aluminium i verden (MSCI, 2020b; USGS, 2019).

S&P Goldman Sachs Commodity indeks (GSCI) består av 24 forskjellige futures, fordelt på fem sektorer som energi (63 %), industrielle metaller (11 %, hvor 3,89 % er aluminium), dyrebare metaller (4 %), jordbruk (15 %) og husdyr (7 %). Korrelasjonen i endringene er lite, hvis noe, som kan skyldes en sterk vektning av energi og andre råvarer mot aluminium. Tabell 2 ovenfor, viser også korrelasjonene mellom prisendringene i aluminium og i råolje, som er svak til moderat i periodene (Chen, 2019).

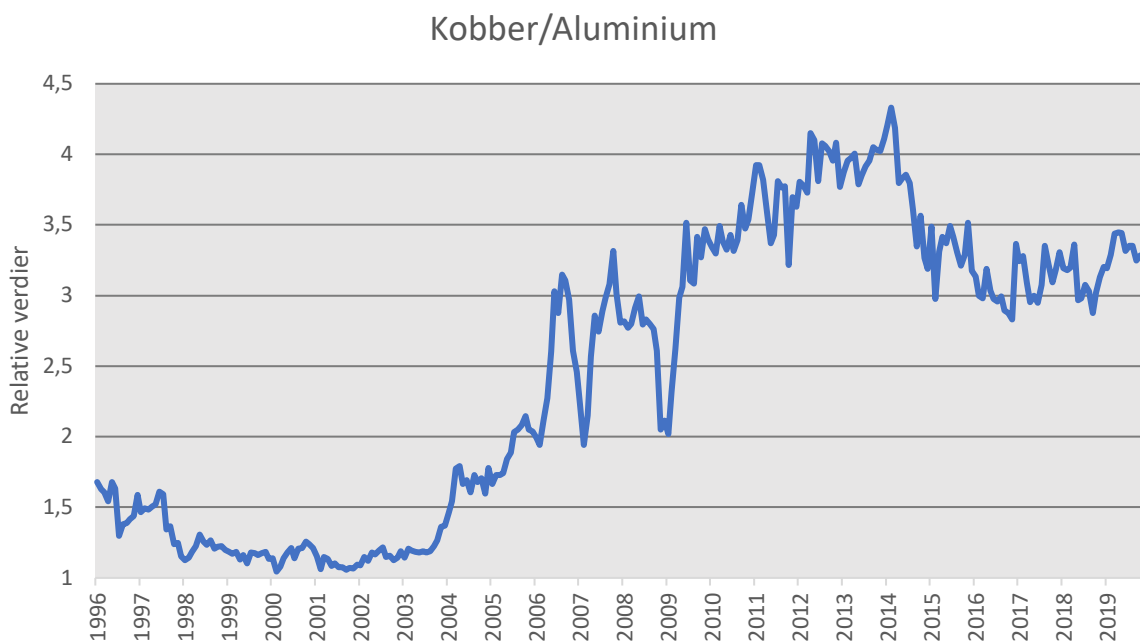
Figur 9 nedenfor, viser utviklingen i prisnivået til aluminium sett sammen med kobber. Figuren viser at kobber og aluminium hadde en jevn pris fram til 2003, hvor kobber steg kraftig i forhold

til aluminium og ble mer volatil. Kobber deler mange egenskaper og bruksområder med aluminium, men er ofte benyttet til fordel for aluminium på grunn av bedre ledeevne for strøm. Kobber er dermed en viktig ressurs i utvikling av infrastruktur, som for eksempel strømmnett. Korrelasjonen mellom prisnivået på kobber og aluminium er på 0,81 i perioden fra 1996 til 2019.



Figur 9: Prisutviklingen aluminium og kobber, månedlige observasjoner, januar 1996 = 100.

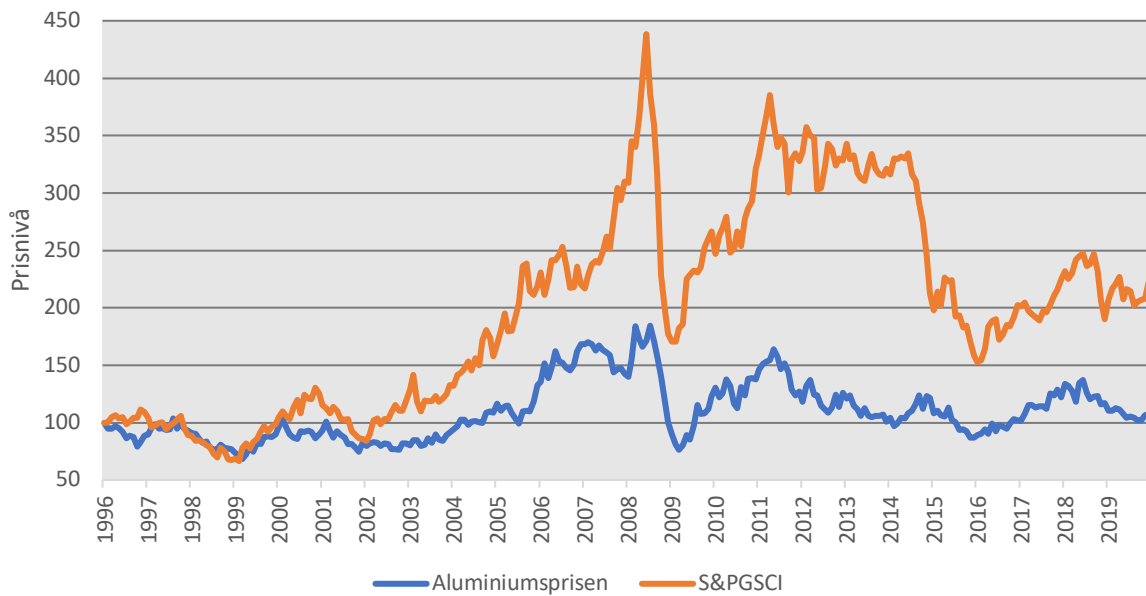
Figur 10 nedenfor, viser den relative prisutviklingen mellom kobber og aluminiumsprisen, hvor vi ser at kobber har en verdi som er fire ganger verdien til aluminium. Den gjennomsnittlige relative forskjellen er på 2,5, som betyr at kobberprisen er 2,5 ganger høyere enn aluminiumsprisen.



Figur 10: Den relative prisutviklingen mellom aluminium og kobber, månedlige observasjoner, perioden fra januar 1996 til desember 2019.

Figur 11 nedenfor, inneholder prisutviklingen til aluminiumsprisen og S&P Goldman Sachs Commodity Indeks (GSCI). Denne inneholder 24 forskjellige råvarefutures som rullerer hver måned. Indeksen består av energi, industrimetall, edelt metall, jordbruk og husdyr. Vektingen av de ulike råvarene settes etter volum og produksjon av råvarene og GSCI benyttes ofte som en *benchmark*. GSCI inneholdt i 2019 3,89 % aluminium. Korrelasjonen i hele perioden mellom prisnivåene er 0,75 og korrelasjon på prisendringene er 0,12. I figur 11 nedenfor, ser vi at aluminiumsprisen beveger noe korrelert med GSCI (Chen, 2019).

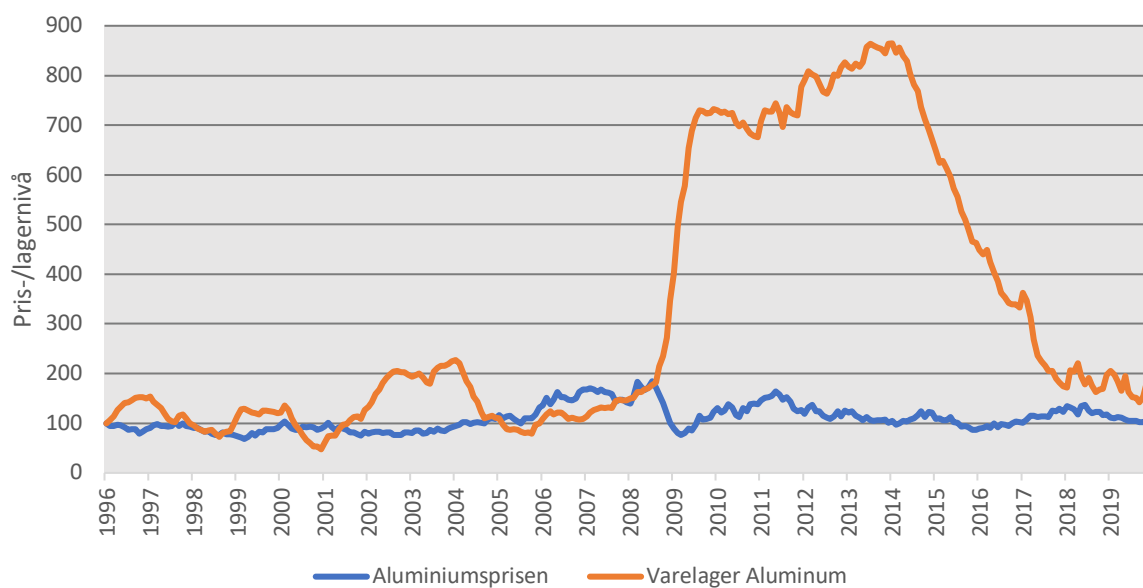
Aluminium og S&P GSCI



Figur 11: Prisutviklingen aluminiumsprisen og S&P Goldman Sachs Commodity Index, månedlige observasjoner, januar 1996 = 100.

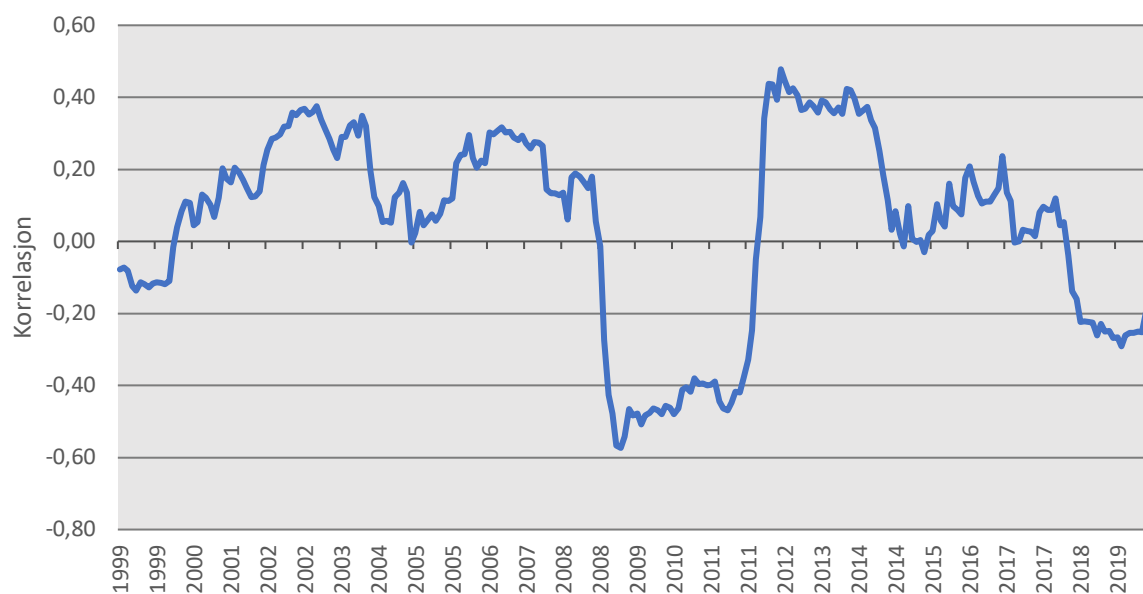
I den historiske gjennomgangen henvises det ofte til Kina sin produksjon av aluminium og LME sitt varelager, som de store påvirkningene av aluminiumsprisen. En av begivenhetene i perioden fra 1996 til 2019 var LME sine problemer med varelageret. Tabell 2 (s.22) viser at varelagnivået har en korrelasjon på -0,03 med prisendringen for aluminium. I figur 12 nedenfor, ser vi hvordan utviklingen på disse to nivåene utvikler seg i perioden fra 1996 til 2019. Når vi undersøker korrelasjonen mellom gjennomsnittet av prisendringen for hver måned, per år, får vi resultatet i figur 13 nedenfor.

Utvikling i prisnivå og lagernivå 1996 til 2019



Figur 12: Utvikling i Aluminiumsprisen og volum i aluminium varelager, månedlige observasjoner, januar 1996 = 100.

36 måneder rullerende korrelasjon



Figur 13: 36 måneders rullerende korrelasjon mellom aluminiumsprisendringen og aluminium varelager endringer hos LME.

Figur 13 viser den rullerende 36 måneders korrelasjonen mellom aluminiumsprisendringen og endringen i varelageret av aluminium ved LME. Den gjennomsnittlige korrelasjonen fra 1996 til 2019 var på -0,03 (ref. tabell 2, s.22). Likevel ser vi i figuren at det er store svingninger i

perioden. Det var spesielt etter finanskrisen og fram til 2011, var det en moderat til sterk negativ korrelasjon.

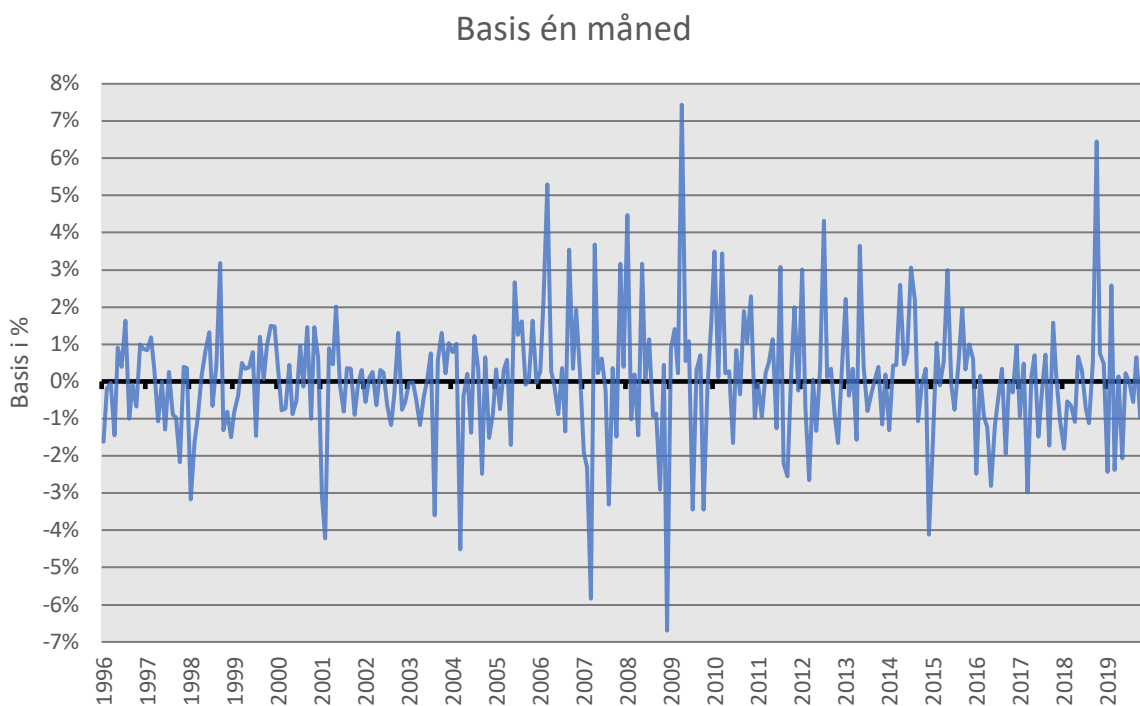
Tabell 3 nedenfor, viser prisendringene til aluminium og fem andre variabler. Tabellen viser at endringene i aluminiumsprisen har et lavere årlig standardavvik enn endringene i kobberprisen, råoljeprisen, MSCI EM Indeksen og GSCI indeksen. Endringene i S&P500 indeksen har derimot et lavere standardavvik enn aluminiumsprisen. Dette ville være naturlig da den sistnevnte indeksen er differensiert over flere selskaper, i et relativt stabilt marked. GSCI har et høyere standardavvik enn aluminium, som tyder på at aluminium har en lavere risiko enn det generelle råvaremarkedet i prisendringer.

Tabell 3: Risiko i aluminium, kobber, råolje, S&P500, S&P GSCI og MSCI EM, basert på prisendringene fra 1996 til 2019

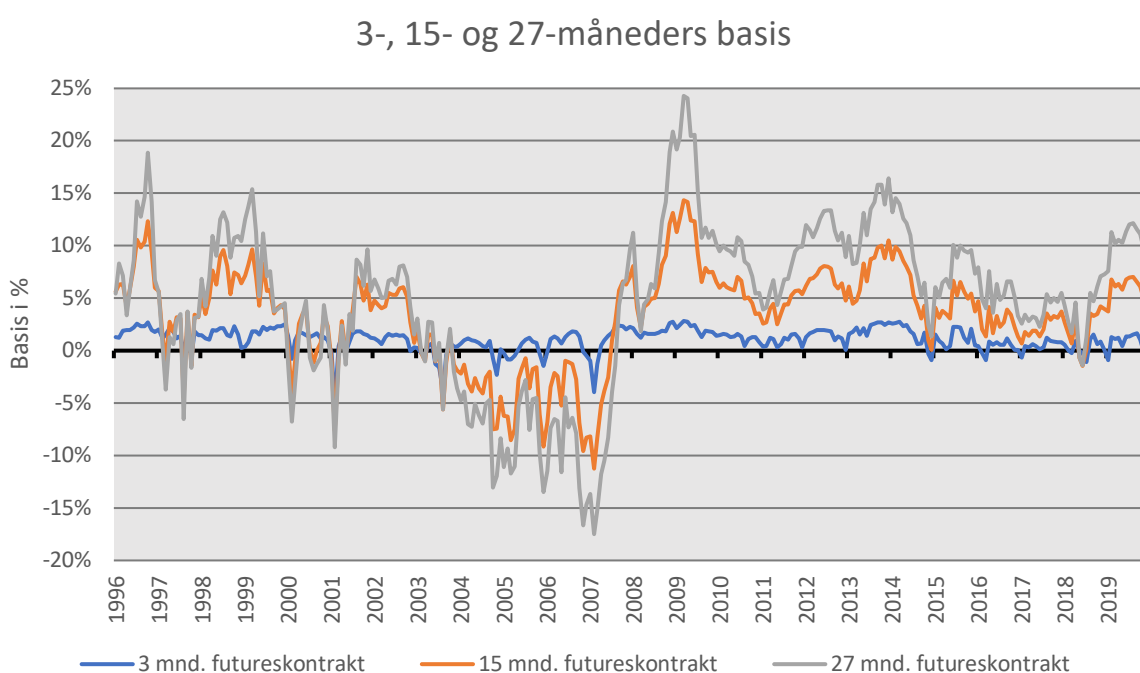
Prisendringer 1996-2019	Aluminium	Kobber	WTI Råolje	S&P 500	S&P GSCI	MSCI EM
Årlig endring	0,31 %	3,04 %	4,39 %	6,80 %	3,33 %	3,43 %
Årlig standardavvik	20,1 %	26,0 %	33,7 %	14,9 %	21,8 %	23,3 %

Figur 14 nedenfor, viser en månedlig prosentvis basis mellom futureskontrakten og aluminiumsprisen fra LME i perioden fra 1996 til 2019. I perioden 1996 til 2019 har basisen for én måneders futures ligget i *contango* 55 % av tiden og i *backwardation* 45 % av tiden.

Når futureskontraktene ligger i *contango* er man villig til å betale mer for råvaren i framtiden enn til dages pris. Dette kan skyldes høye lagerkostnader. Når aluminium ligger i *backwardation*, ligger spotprisen over futuresprisen, som betyr at *convenience yield* har høy verdi.



Figur 14: Basis én måneders gjennomsnittlige aluminiums futureskontrakt i prosent av den månedlige aluminiumsprisen.

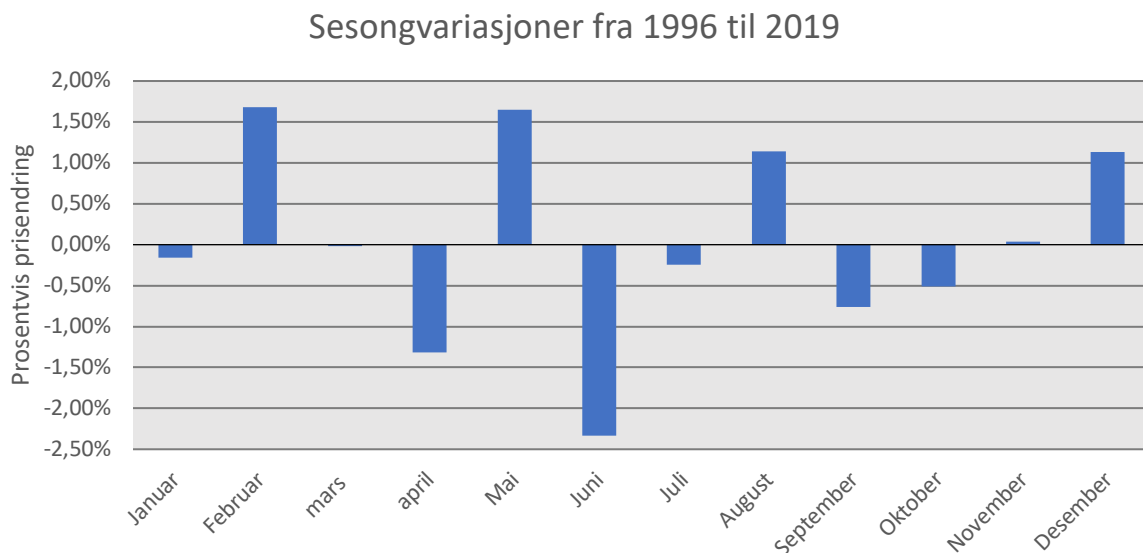


Figur 15: Basis på 3-, 15- og 27-måneders kontinuerlig rullerende futureskontrakt i prosent av den månedlige aluminiumsprisen.

Ser vi på 3-, 15- og 27-måneders rullerende futureskontrakter ser vi at det er 27 måneders futureskontrakten som har de største utslagene på figur 15. Tre måneders futureskontrakt ligger

69 % i Contango og 31 % i Backwardation. 15 måneders futureskontrakt ligger 62 % av tiden i *contango* og 38 % av tiden i *backwardation*. 27 måneder futureskontrakten ligger 61 % i *contango* og 39 % i *backwardation*. Det betyr at 27 måneders futureskontrakten ligger oftere i *backwardation* enn de andre kontraktene.

Den gjennomsnittlige prisøkningen for hele perioden ligger på 0,04 % per måned. Ser vi på den gjennomsnittlige prisendringen for hver måned i figur 16 nedenfor, ser vi de største positive prisendringene skjer i februar og de mest negative skjer i juni. Ved å ekskludere årene 2008, 2009 og 2010, fikk juni måned en minimal prisendring. Derimot fikk februar og april noe høyere prisendringer. Dette viser at finanskrisen hadde lite effekt på sesongvariasjonene.



Figur 16: Gjennomsnittlig prisendringer i sesong variasjoner for aluminium i perioden 1996 til 2019.

4. Litteratur om prognostisering av råvarer

Det er lite litteratur som omhandler prognostisering av aluminium. Vi benytter dermed litteratur som omhandler økonometriske modeller med andre metaller og valuta, i tillegg til råolje og baltic dry indeksen. Denne litteraturgjennomgangen starter med den grunnleggende teorien om prognoseevnen til futureskontrakter, som omhandler *theory of storage* og studien til Fama og French (1987). Deretter presenterer vi den relevante litteraturen om prognostisering av andre variabler. Til slutt vil vi kommentere hvordan vår studie skiller seg fra den nevnte litteraturen og hvordan denne studien kaster nytt lys på prognostisering av aluminiumsprisen.

Prognostisering av framtidig spotpris i råvaremarkedet startet med teorien *theory of storage* som ble først introdusert av Working (1933). Teorien ble deretter videreutviklet av Kaldor (1939), med introduksjonen av *convenience yield*. Konklusjonen gjennom studiene var at basis besto av finansieringskostnad, lagerkostnad og *convenience yield*. Denne teorien er grunnlaget for videre litteratur som omhandler hypotesene til Keynes-Hicks og Telser, som beskriver intensjonen og samspillet bak hedgere og spekulanter i råvaremarkedet. Keynes-Hicks og Telser er uenige i om spekulantene vil tjene på sin posisjon ved å overta risiko fra hedgere. (Keynes og Hicks, 1946; Telser, 1958, referert i Cootner (1960)).

Fama og French (1987) sin studie omhandler futureskontraktenes prognoseevne, premium og *theory of storage*. Studien undersøker to kjente syn på futuresprisen. Den første forklarer forskjellen mellom spotprisen og futureskontrakten som rentekostnader, lagerkostnader og *convenience yield*. Det andre synspunktet er at basisen er forventet risikopremium og vil i et balansert marked være en prognose på den framtidige spotprisen. Tidsperioden til studien er fra 1967 til 1984 og inneholder 1-, 3-, 6- og 12-måneders futureskontrakter.

Fama og French (1987) kommer fram til at standardavviket på basisen til råvarene er konsistente med *theory of storage*, når det kommer til sesonger i tilbud og etterspørsel. De viser til at spotprisen for jordbruksråvarer øker mellom innhøstingene og faller under innhøstningen. Det betyr at basis er positiv når futureskontrakten forfaller innenfor årets innhøstning og negativ når kontrakten forfaller tidlig før neste års innhøstning. Lagerkostnader er også viktig for størrelsen på sesongvariasjonene. Høyere lagerkostnad viser til høyere forventet pris. Dermed vil sesongsvingningene være synlig i variasjonen til basis. Standardavviket til basis forteller hvor store variasjoner det er i forskjellen mellom spot og futures. Analysen til Fama og French

kommer fram til at standardavviket er høyt for jordbruksråvarer som mais, havre, appelsinjuice og høyest for dyreprodukter. Metaller hadde et lavt standardavvik og derfor lav, tilnærmet ingen sesongvariasjoner. Det bes gjøres oppmerksom på at metallene i studien er kun gull, sølv, platina og kobber.

Fama og French (1987) sitt andre synspunkt omhandler prognoseevne og premium. De konkluderer med at det er en forventet relasjon mellom basisvariasjonen og bevis for at futuresprisene har en tidsvarierende forventet premium og prognoseevne. De finner at slaktekylling, egg og svin har en sterk basisvariasjon. Derimot fikk metallene for lav basisvariasjon til å kunne gi et pålitelig svar på forventet premium og prognoseevne. *Theory of Storage* påviser at kostandene ved varelager er en viktig faktor for variasjonen og den forventede endringen i spotprisendringen. Fama og French finner her at kostnadene ved varelager for gull og platina er lave relatert til verdien, som igjen gjør at basisen blir lav.

Alquist og Kilian (2010) undersøker hvordan futuresprisen i råolje (WTI Crude Oil) er til å predikere spotprisen og konkluderer med at futuresprisen er mindre nøyaktig målt i MSE, enn den naive modellen. De store variasjonene mellom spotprisen og futuresprisen kan forklares av en marginal *convenience yield* i oljelagrene. Alquist og Kilian viser at en økt usikkerhet om framtidig oljemangel fører til at differansen mellom spot- og futuresprisen synker. Økt usikkerhet fører også til en øyeblikkelig økning i spotprisen. Den negative endringen i differansen kan også indikere svingninger i prisen på olje. Alquist og Kilian benytter seg av den naive modellen uten drift, som *benchmark* for studien.

Gjølberg (2017) undersøker futuresmarkedet for råolje som baseres på tidligere studier som er optimistiske til at futures kan benyttes som prognose for råoljeprisen, da likviditeten har økt i disse futureskontraktene. Gjølberg undersøker tidsperioden fra 2000 til 2015. Han konkluderer med at futureskontraktene gjør det marginalt bedre enn den naive modellen uten drift, men futureskontraktene er ofte upresise. Gjølberg undersøker også om basis har evnen til å prognostisere hvilken retning råoljeprisen går. Resultatet viste at basisen ikke var noe særlig bedre enn å kaste mynt.

Reeve og Vigfusson (2011) sin forskning belyser relasjonen mellom spot- og futuresprisene ved å se på om en futures prognosemodell kan slå den naive modellen til å predikere spotprisen på tilhørende råvarer. Forskningen har benyttet månedlige observasjoner av spot- og

futurespriser for kobber, råolje og mais. Resultatene fra rapporten viser at futures prognosemodellen generelt presterer bedre enn den naive modellen uten drift, men med en lav margin. Begge modellene presterte betydelig bedre enn den naive modellen med drift.

Jansen og Bejarano (2011) undersøker både betingede og ubetingede prognoseegenskaper ved å benytte de økonometriske modellene som den naive modellen, VAR, VECM og futuresprisen som en prognose for aluminiumsprisen. De benytter 3-, 15- og 27-måneders rullerende futureskontrakter, den risikofrie renten og varelagerkostnaden som variabler, i tidsperioden fra 1997 til 2010. Deres resultat er at den tre måneders naive modellen uten drift, slår futureskontraktene som prognose. De finner også ut at den beste VAR-modellen inkluderer variablene risikofri rente, varelagerkostnad, prisvolatilitet og futureskontrakt. VAR-modellen kan kun gi like bra prognose som den naive modellen uten drift på tre måneders sikt, men ikke lenger.

Bakshi et al. (2011) viser gjennom sin studie hvordan Baltic Dry Index (BDI) påvirker og kan ha en prediktiv evne for aksjemarkedet, råvaremarkedet og den globale økonomiske aktiviteten. Bakshi konkluderer med at vekstraten på BDI kan forutsi avkastningen på råvareindekser og de finner bevis for felles forutsigbarhet av aksjer og råvarens avkastning, gjennom prediktive regresjonsanalyser. Til slutt finner studien ut at vekstraten i BDI forutser vekst i det globale markedet. Denne studien benytter råvareindeksene Moody's Commodity Index, The Reuters commodity index og Commodity Research Bureau (CRB) Spot index. Det bør merkes at ingen av disse indeksene inneholder råvaren aluminium, men at de inneholder en rekke andre råvarer innen metall, energi og jordbruksråvarer.

Brown og Hardy (2019b) har forsket på hvor godt den chilenske valutaen har evnen til å predikere avkastningen til LME sin indeks (LMEX) og til de seks basemetallene aluminium, kobber, bly, nikkel, tinn og zink. *Benchmark* er satt som den naive modellen med og uten drift, i tillegg til AR(1). Studien benytter ENC-New test, som er en mer omfattende *out-of-sample* test, som tester om antall observasjoner er nok til å trekke statistiske konklusjoner for en prognose et steg fram i tid (statisk). Studien har størst fokus på kobber. Her finner de at den chilenske peso blir betydelig påvirket av svingningene i kobberprisen, noe som forklares i at kobber utgjør ca. 50 % av all eksport fra Chile. På grunn av gode prognoseevner med peso forsker de videre på om den chilenske peso også kan skape positiv avkastning for flere metaller.

De finner sterke prognoseevner på populasjonsnivå og kun moderat på stikkprøvene, av samtlige metaller. De antar at årsaken til at aluminium predikeres såpass godt, er fordi korrelasjonen mellom kobber og aluminium er høy. Aluminium er i tillegg et substitutt til kobber i flere industrier. I motsetning til oss, benytter Brown og Hardy kvartalsvis data, fordi de finner ut at kvartalsvis predikerte bedre enn månedlig.

Brown og Hardy (2019a) bygger videre på studien nevnt ovenfor, men har satt søkelys på aluminiumprisen og de tilhørende futuresprisene. De benytter samme modeller som tidligere, men benytter valutakursene australsk dollar, kanadisk dollar, chilensk peso, newzealandske dollar og sørafrikanske rand, alle opp mot USD, som de eksogene variablene. Brown og Hardy omtaler resultatene deres, individuelt eller sammen, med at de presterer merkelig høyt når det kommer til prognostisering av framtidige spot- og futurespriser. Resultatene indikerer at valuta fra land som eksporterer basemetaller kan predikere prisene. I land der økonomien ikke påvirkes i stor grad av basemetaller, har valuta en moderat evne til å predikere prisene. De mener at en mulig årsak kan være høy korrelasjon mellom aluminium og deres eksporterte råvarer.

Dooley og Lenihan (2005) undersøker hvordan ARIMA-modellen, den naive modellen (*benchmark*), og futureskontraktene kan predikere framtidig bly- og sinkpriser for gruveselskapene. Deres konklusjon er at framtidig prispredikering er vanskelig, men at ARIMA-modellen får en marginal bedre prognoseevne enn den naive modellen. Tidsserien til bly og sink var månedlige observasjoner for perioden fra november 1988 til desember 1999 og ble hentet fra LME, med aluminiumsprisen, 3- og 15-måneders futureskontrakter.

Kriechbaumer et al. (2013) benytter en Wavelet-analyse, som bryter ned dataen (tidsserien) til sykluser basert på ulike frekvenser og svingninger. Variasjonen i de forskjellige frekvensene blir gjennom en Wavelet-analyse både lokalisert og identifisert. Dette benyttes til å fange sesongvariasjoner i forskjellige størrelser. Dette benyttes i ARIMA-modellen for å predikere de månedlige prisene for aluminium, kobber, bly og sink. Resultatet viser at den foreslåtte ARIMA-modellen, veid opp mot vanlig ARIMA-modell, forbedrer den gjennomsnittlige predikasjonsevnen per måned med 2,3 % for aluminium, 1,5 % for kobber, 2,2 % for bly og 2,4 % for sink. De setter lys på at det er viktig å se på sykliske bevegelser for å predikere

metallpriser. Kriechbaumer et al. (2013) presenterte tallene sine i US dollar per tonn i stedet for prosentvis forbedring, hvor vi har regnet om dette til prosent ved å benytte gjennomsnittsprisen i *out-of-sample* perioden.

Vår studie undersøker prognoseevnen til futureskontraktene i henhold til studien fra Fama og French (1987), Alquist og Kilian (2010) og Gjølberg (2017). Vi skiller oss fra disse studiene ved at vi tester aluminiumsprisen opp mot 3-, 15- og 27-måneders rullerende futureskontrakter og 1-, 2-, 3-, 6- og 9-måneders gjennomsnittlige futureskontrakter. Vi skiller oss også ifra Reeve og Vigfusson (2011) sin studie som undersøker relasjonen til spotprisen og futuresprisen mellom råolje, kobber og mais, for tre og seks måneder.

Vår studie benytter andre modeller enn Brown og Hardy (2019b). Vi har i tillegg inkludert flere valutakurser som blant annet russiske rubler, som vi anser som relevant ettersom Russland er verdens nest største produsent og sjette største eksportør. Vi benytter månedlig observasjoner, i stedet for kvartalsvis, for å ha tilstrekkelig observasjoner i nyere tid.

Vi undersøker ARIMA-modellen opp mot aluminiumsprisen, i motsetning til Dooley og Lenihan (2005) som undersøkte sink og bly. Vi benytter en enklere ARIMA-modell, sett opp mot Kriechbaumer et al. (2013) sin avanserte Wavelet ARIMA-modell. Dette for å avgrense studien, og benytte VAR-modellen som den mest avanserte modellen. VAR-modellen benytter valutakurser fra de ulike produserende landene for aluminium, i likhet med Brown og Hardy (2019a)

I tillegg tester vi VAR opp mot Baltic Dry Indeksen, ettersom studien til Bakshi et al. (2011) ikke fanger aluminiumsprisen ved benyttelse av Moodys Commodity Index. Ser vi studien opp mot Jansen og Bejarano (2011) ser vi også på futureskontraktene som en prognose, men vi benytter oss av flere kombinasjoner av VAR-modellen. Vi inkluderer blant annet andre metaller, indekser og valutakurser.

Vår studie benytter observasjoner fra 1996 til 2014 som *in-sample* og fra 2015 til 2019 som *out-of-sample*. Dette er nyere observasjoner enn tidligere forskning. På bakgrunn av tidligere litteratur, som nevnt i dette kapittelet, ser vi at det er gjort lite forskning på prognostisering av aluminiumsprisen med økonomiske modeller. Dette gjør at studien vår kan bidra til å kaste lys på nye muligheter til å prognostisere aluminiumsprisen.

5. Metode og modeller

I dette kapittelet vil vi presentere teorien for de økonometriske modellene som vi benytter for å teste prognoseevnen for den framtidige aluminiumsprisen. I tillegg vil vi presentere teorien bak kriteriene for prognoseevnen. Vi starter med den naive modellen som benyttes som *benchmark*, før vi presenterer studiene gjort rundt futurespriser som prognose for framtidige råvarepriser. Deretter presenteres teorien for de økonometriske modellene AR(p), ARIMA og VAR, før kapittelet avsluttes med teorien for måltallene MSE, MAE og MAPE.

5.1 *Benchmark*: den naive modellen med og uten drift

Denne modellen baseres på teorien om den naive modellen, som er en teknisk framgangsmåte og forklarer at dagens pris er det beste estimatet på morgendagens pris. Den naive modellen baseres på at prisendringen fra dag til dag er uforutsigbar og at den gjennomsnittlige prisendringen er lik 0. Ut fra denne informasjonen, er den beste predikasjonen for morgendagens pris – prisen vi har i dag. Teorien i dette delkapittelet er basert på Alexander (2008) og Carter (2017).

Den naive modellen med og uten drift, kan skrives som følgende;

$$S_{t+1} = S_t + u_{t+1} \quad (5.1)$$

$$S_{t+1} = \alpha + S_t + u_{t+1} \quad (5.2)$$

Ligning 5.1 er den naive modellen uten drift, hvor S_{t+1} er den framtidige prisen, S_t er den nåværende prisen og u_{t+1} er avviket. Ligning 5.2 er den naive modellen med drift, hvor α er den gjennomsnittlige endringen i *in-sample* perioden og legges inn som en konstant. Forskjellen mellom modellene, er at den naive modellen med drift inkluderer en positiv eller negativ trend.

I tidligere litteratur fra Alquist og Kilian (2010) og Fama og French (1987), benyttes denne modellen som *benchmark* ettersom det er den enkleste modellen. På grunn av dette ønsker vi å undersøke om de andre modellene vil gjøre det bedre enn den naive modellen.

5.2 Futurespriser som prognose for framtidige priser.

Disse prognosemodellene baserer seg på Fama og French (1987) om at futureskontraktene inneholder prognoseinformasjon. De kom gjennom sin forskning fram til at metallene har for

lav basisvariasjon til å kunne gi noen pålitelig svar på forventet premium og prognoseevne. For å undersøke om futuresprisene på aluminium kan benyttes som en prognose, benytter vi oss av tilsvarende metode som Alquist og Kilian (2010) og Gjølborg (2017).

Alquist og Kilian (2010) undersøkte om futureskontraktene for råolje kunne gi en bedre prognose for råoljeprisen enn den naive modellen. Konklusjonen var at futureskontraktene gir en dårligere prognose enn den naive modellen. Alquist og Kilian benytter modellen; Futures priser som framtidige spotpriser:

$$\hat{S}_{t+T/t} = F_t^{(T)}, \quad T = \text{Prognosehorisont} \quad (5.3)$$

Alquist og Kilian sammenligner futureskontraktens prognoseevne med MSE opp mot den naive modellen uten drift. Det er viktig å merke seg at futureskontrakten og den naive modellen benytter samme lengde når de sammenlignes.

Gjølborg (2017) undersøkte hvordan futureskontraktene til råolje er til å prognostisere den framtidige råoljeprisen. Han benyttet regresjonsanalyse på spotprisen og futuresprisen. Deretter regresjonsanalyse på spotpris og basis. De to ligningene presenteres som følgende av Gjølborg (2017):

$$S_t^T = \alpha + \beta^T F_{t-T}^T + u_t^T \quad (5.4)$$

$$\Delta S_t^T = \alpha + \beta^T (F_{t-T}^T - S_{t-T}) + u_t^T \quad (5.5)$$

S_t^T er spotprisen i tidspunkt t , basert på futureskontrakt med forfall i T . T er forfallsdatoen for futureskontrakten. α er konstantsleddet, β^T er betaverdien, F_{t-T}^T er futuresprisen i forrige periode, S_{t-T} er spotprisen i forrige periode, ΔS_t^T er endringen i spotprisen og u_t^T er feilleddet.

I et balansert marked, hvor det er like mange *short* hedgere som *long* hedgere, vil $\beta = 1$. Det betyr at futuresprisen er en prognose på spotprisen. Dersom markedet ikke er balansert, vil β være signifikant forskjellig fra 1. Dette vil si at futuresprisen inneholder en risikopremie og prognosen vil derfor over- eller underprognostisere. Vi tester derfor ligning 5.4 og 5.5 ved hypotesen; $H_0: \beta = 1$ og $H_1: \beta \neq 1$.

5.3 Autoregressive-modeller (AR(p))

AR(p)-modellen forklares ved univariate tidsseriemodeller, som er en metode hvor man predikerer en framtidig verdi basert på tidligere-, nåværende verdier og en verdi for hvit støy. Ved en univariat tidsserie har man kun en avhengig variabel. Når man inkluderer flere uavhengige variabler kalles det for multivariate tidsserier. Teorien i dette delkapittelet er basert på Brooks (2019).

En auto-regressiv (AR(p))-modell finner nåværende verdi av variabel y , ved å benytte variabel y sine tidligere verdier, pluss et avvik. En autoregressiv-modell kan uttrykkes som;

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + u_t \quad (5.6)$$

α er konstantleddet, y_t er observasjonen på tid t , β er koeffisientene på vektingen av observasjonene i perioden og u_t er hvit støy. Denne formelen kan skrives som følgende ved *lag*:

$$\beta(L)y_t = \alpha + u_t \quad (5.7)$$

For å benytte AR(p)-modellen bør man helst benytte stasjonær data på grunn av at ved ikke-stasjonær data vil koeffisienten av modellene ikke ha en nedgående avvikseffekt på den gjeldende verdien av y_t . En AR(p) prosess, y_t , er gitt som:

$$\beta(L)y_t = u_t \quad (5.8)$$

Og vil kunne defineres som stasjonær dersom den kan skrives som;

$$y_t = \beta(L)^{-1} + u_t \quad (5.9)$$

Hvor $\beta(L)^{-1}$ konvergerer mot null, som betyr at autokorrelasjonen vil avta etter antall *lag* som legges til tidsserien. Dersom denne ligningen ville steget, ville den gitt et uendelig antall *lags*. Dersom ligningen er stasjonær, vil koeffisientene minke ved antall *lags*. Dette kan sjekkes ved benytte av autokorrelasjonsfunksjonen (ACF), som vi kommer tilbake til i ARIMA-modellen.

En AR(p)-modell har uendelig hukommelse og en AR(2)-prognosemodell vil for perioden t , $t + 1$ se slik ut:

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + u_{t+1} \quad (5.10)$$

$$y_{t+1} = \alpha + \beta_1 y_t + \beta_2 y_{t-1} + u_{t+2}$$

Ettersom man har all informasjon på tid t , vil det dermed være enkelt å benytte dette som en prognosemodell framover tid.

5.4 ARIMA-modellen

En videreutvikling av AR(p)-modellen er en auto-regressiv integrert glidende gjennomsnittsmoell (ARIMA), som ofte benyttes til prognostisering av framtidig verdier, i kombinasjon med Box og Jenkins modellen. ARIMA-modellen består av tre deler, hvor den første delen består av et auto-regressivt ledd (AR), et differensieringsledd (I) og et glidende gjennomsnittsled (MA). Den autoregressive-modellen (AR(p)) har vi allerede gjennomgått i forrige kapittel. Teorien i delkapittelet som omhandler ARIMA og Box og Jenkins metoden er basert på Brooks (2019).

Differensieringsledd (I) benyttes i ARIMA-modellen, som en videreutvikling av ARMA. ARMA-modellen benyttes når faktorene er stasjonære. Det vil si at verdien faller innen et gitt intervall. Når faktorene er stasjonære, vil differensieringsleddet være lik 0 og dermed ikke være inkludert. Når faktorene ikke er stasjonære benyttes ARIMA, hvor differensieringsleddet er inkludert for å ta høyde for at verdiene ikke er stasjonære.

Den glidende gjennomsnittsmoellen (MA(q)) er en lineær kombinasjon av hvit støy prosesser, slik at y_t er avhengig av nåværende og tidligere verdier av hvit støy forstyrrelser. Fordelen med MA er at ved et eventuelt prissjokk vil effekten forsvinne etter antall *lags*. I en ren AR(p)-modell vil sjokket følge prognosen hele veien. Ligningen under forklares ved at endringen er y_t , α er konstantleddet, u_t er hvit støy, $\theta_1 u_{t-1}$ er den tidligere hvite støyen (u_{t-1}) og θ_1 er parameter.

$$y_t = \alpha + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_p u_{t-p} \quad (5.11)$$

Denne formelen kan også skrives om ved benyttelse av summeringsnotasjonen:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^q \theta_i u_{t-i} + u_t \quad (5.12)$$

Når man kombinerer AR(p) og MA(q) får man ARMA(p,q)-modellen som uttaler at den nåværende verdien av tidsserie y , er lineært avhengig av sine tidligere verdier, pluss en kombinasjon av nåværende og tidligere verdier av hvit støy avvik. Modellen kan skrives som;

$$\beta(L)y_t = \alpha + \theta(L)u_t \quad (4.13)$$

Eller;

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_p u_{t-p} + u_t \quad (5.14)$$

En vanlig metode for å identifisere de forskjellige leddene i ARIMA-modellen, er å benytte PACF (Partielle Autokorrelasjonsfunksjonen) og ACF (Autokorrelasjonsfunksjonen). PACF forklares av Brooks (2019) som en måling av variablene med verdien ved et gitt antall perioder, etter å ha eliminert effekten av observasjonene ved alle mellomliggende *lags*. ACF forklares som et sett med estimerte verdier som viser styrken av assosiasjonen mellom variabelen og den tidligere verdien, ved økende *lag*.

Box og Jenkins var blant de første som estimerte ARMA-modeller systematisk og deres prosedyre inneholder tre steg; Identifisering, estimering og diagnostikk testing. I tillegg kan prognostisering legges som steg fire.

Steget identifisering, bestemmer rekkefølgen på modellen som kreves for å fange de dynamiske funksjonene. Grafiske prosedyrer er benyttet ved blant annet spredningsplott av dataen over tid og plotting av ACF og PACF, for å finne den beste spesifikasjonen.

Stegestimering, involverer å estimere de parameterne som er satt i modellen fra steg en, ved å utføre ARIMA-analysen på alle modellene. Deretter sammenligne modellene basert på antall koeffisientestimer, avviksvariansen (SIGMA^2), forklaringsgraden (Justert R^2), prognoseavvik ved Akaike kriteriet (AIC) og prognoseavvik ved Schwarz informasjons kriteriet (SBIC). Den

beste modellen har flest koeffisientestimer, lavest SIGMA^2 , høyest justert R^2 , og lavest AIC og SBIC.

Steget diagnostisk testing, undersøker om modellen som er spesifisert og estimert, er tilstrekkelig nok. Box og Jenkins foreslår to metoder; over-tilpasning og avvikdiagnostikk. Over-tilpasning er når man bevisst velger en større modell enn det som er behovet for å fange opp all dynamikken som er identifisert i første steg. Dersom denne modellen fra første steg er tilstrekkelig vil eventuelle ekstra uttrykk som er lagt til ARIMA-modellen være ubetydelig. Avvikdiagnostikk innebærer å sjekke avvikene for lineær avhengighet, som vil antyde at modellen opprinnelig ble spesifisert utilstrekkelig til å fange detaljene i dataen. Her kan ACF eller PACF benyttes. Det er den sistnevnte metoden som er mest benyttede, da over-tilpasning ved ARMA kan gi en økning i vanlige faktorer som gjør det vanskelig å estimere og de statistiske testene vil være utilstrekkelig. Eksempelvis er dersom en benytter ARMA (1,1) og man tilpasser den med en ARMA (2,2), vil alle de vanlige faktorene sørge for at nye faktorer ikke identifiseres. Dette problemet oppstår kun når man kombinerer AR(p) og MA(q).

Det siste steget er å prognostisere den framtidige verdien av variabelen basert på modellen til Box og Jenkins, som kan benyttes som en *out-of-sample*-modell. En fallgrube med denne modellen er en høy R^2 , hvor modellen gir for høyt prognoseavvik. Dette kan forklares ved signal og støy, hvor modellen tilpasser seg signalene for trender, samtidig som den prøver å unngå hvit støy.

5.5 Vektor Autoregressive-modeller (VAR)

Denne modellen er en videreutvikling av AR(p)-modellen ved at den inkluderer flere variabler. For å predikere verdien av en variabel, benyttes *laggede* variabler av seg selv og andre inkluderte variabler. VAR-ligningene under kan eksempelvis forklares ved at y_{1t} er aluminiumsprisen og y_{2t} er kobberprisen. VAR-ligningene benytter de *laggede* variablene av begge prisene til å finne den prognostiserte prisen for både aluminium og kobber. Modellen er ikke nødt til å ta stilling til hvilke variabler som er avhengig eller uavhengig, ettersom alle er avhengig variabler. Dette gjør den til en hybrid modell av univariate- og samtidige ligningsmodeller, og er derfor en multivariat-modell. Teorien i dette delkapittelet er hentet fra Brooks (2019).

$$y_{1t} = \alpha_{10} + \beta_{11}y_{1t-1} + \dots + \beta_{1p}y_{1t-p} + \delta_{11}y_{2t-1} + \dots + \delta_{1p}y_{2t-p} + u_{1t} \quad (5.15)$$

$$y_{2t} = \alpha_{20} + \beta_{21}y_{2t-1} + \dots + \beta_{2p}y_{2t-p} + \delta_{21}y_{1t-1} + \dots + \delta_{2p}y_{1t-p} + u_{2t} \quad (5.16)$$

De *laggede* variablene benyttes som predikasjoner for de avhengige variablene y_{it} . α_0 er konstantleddene, β_{it} er koeffisienten til y_{it} *laggede* variabler, δ_{it} er de andre variabelenes *laggede* koeffisient, y_{it-p} er den *laggede* variabelens observerte verdi og u_{it} er hvit støy.

Variablene som inkluderes i VAR-modellen må være stasjonære for å kunne utføre hypotesetester for å se om koeffisientene er statistiske signifikante. Mange variabler er ikke naturlig stasjonære. Rådataen må derfor tvinges til å bli stasjonær ved å differensiere variablene. Forskere argumenterer for at hensikten med VAR-modellen er at den skal undersøke relasjonen mellom variablene og at en differensiering vil eliminere denne informasjonen før modellen testes. VAR-modellen er fleksibel og kan lett utvikles til andre modeller. Den kan utvides til å inkludere glidende gjennomsnitt (MA(q)), som resulterer i en VARMA-modell som også er en videreutvikling av ARMA-modellen.

5.6 Måltall for predikasjonsevne

For å skille mellom de ulike prognosemodellene må vi angi måltall som angir predikasjonsevnen og som kan sammenligne de ulike prognosemodellene. Dette gjøres gjennom en *out-of-sample* periode, hvor man sammenligner den predikerte prognosen med de reelle tallene. I denne studien er *out-of-sample* perioden fra 2015 til 2019 og predikasjonsfeilen er definert som den predikerte prisen, minus den faktiske prisen. Ved en positiv predikasjonsfeil, vil predikasjonen ligge over den faktiske prisen. Teorien i dette delkapittelet er hente fra Alexander (2008).

For å unngå at positive og negative predikasjonsfeil utligner hverandre, benytter vi absolutte verdier og kvadrerer predikasjonsfeilen. Ved predikasjon av tidsserier benyttes kvadratisk gjennomsnitts avvik (*Mean Squared Error* - MSE), absolutt gjennomsnittsavvik (*Mean Absolute Error* - MAE) og gjennomsnittlig absolutte prosentvise avvik (*Mean Absolute Percentage Error* - MAPE).

Kvadratisk gjennomsnittsavvik (MSE), er gitt ved:

$$MSE = T^{-1} \sum_{t=1}^T (p_t - \hat{p}_t)^2 \quad (5.17)$$

Absolutt Gjennomsnitt Avvik (MAE) er gitt ved:

$$MAE = T^{-1} \sum_{t=1}^T |p_t - \hat{p}_t| \quad (5.18)$$

Gjennomsnittlig Absolutte Prosentvise Avvik (MAPE) er gitt ved:

$$MAPE = T^{-1} \sum_{t=1}^T \left| \frac{p_t - \hat{p}_t}{p_t} \right| \quad (5.19)$$

p_t er aluminiumsprisen på tidspunkt t . \hat{p}_t er den predikerte aluminiumsprisen på tidspunkt t . t er antall perioder.

MAE forklarer den gjennomsnittlige predikasjonsfeilen til modellen i faktisk verdi. Den naive modellen uten drift har en MAE på 69,9 som betyr at aluminiumsprisen endrer seg i gjennomsnitt US\$ 69,9 fra måned til måned. MAPE til den naive modellen er på 3,74 % som er den prosentvis gjennomsnittlige endring på pris, altså MAE i prosent. Det kan likevel være at modeller som gjør det bedre enn den naive modellen målt i MAPE, kan prestere dårligere på MAE og omvendt. Årsaken til dette er dersom MAE er på US\$ 69,9 vil dette gi en større prosentvis effekt dersom aluminiumsprisen er på US\$ 1150 kontra US\$ 3100, som blir henholdsvis 6,1 % og 2,3 % i MAPE. Den naive modellen har en MSE på 8927, som er det kvadratiske gjennomsnittsavviket. Ved store avvik blir MSE betydelig høyere enn ved moderate avvik. Dette gjør at den fanger opp de store avvikene på prediksjonene.

6. Data og variabler som inngår i analysen

I dette kapittelet vil vi presentere hvor vi har hentet dataen til denne studien. Deretter presenterer vi de ulike variablene som inngår i analysene. Dette gjelder spesielt for VAR-modellen hvor det er mulig å undersøke et ubegrenset antall variabler, men hvor vi har avgrenset oss til de variablene vi anser som mest relevante.

Vi har benyttet månedlig data fra januar 1996 og fram til desember 2019. Kildene som er benyttet til å hente tidsseriene er Thomson Reuters Datastream, Investing.com og Kilian sin hjemmeside. For de økonometriske modellene som den naive modellen, AR(p)-modellen og ARIMA-modellen, benyttet vi kun aluminiumsprisen ved LME. Vi har *lagget* prisen bakover i henhold til den benyttede modellen. Når vi undersøker futureskontraktene som prognose for aluminiumsprisen, har vi benytte oss av gjennomsnittlige futurespris for 1-, 2-, 3-, 6- og 9-måneder fram i tid, i tillegg til 3-, 15- og 27-måneders kontinuerlig rullerende futureskontrakter fra LME (Kilian, 2020).

Ved gjennomføring av VAR-modellen har vi valgt å undersøke en rekke variabler, som sannsynligvis kan ha en relasjon eller påvirkning på aluminiumsprisen. Andre metallpriser som kobber, sink, nikkel og bly var derfor relevant å undersøke. I tillegg benytter vi varelager for aluminium til å undersøke om endringene i volum kunne benyttes til å prognostisere aluminiumsprisen.

Brown og Hardy (2019b) undersøker om en rekke valutakurser har en påvirkning på aluminiumsprisen. Basert på de aluminiumsproduserende landene har vi valgt å inkludere følgende valutakurser opp mot US dollar: kinesisk yuan (CNY/USD), russisk rubel (RUB/USD), indisk rupi (INR/USD), kanadisk dollar (CAD/USD), emiratarabisk dirham (AED/USD), australske dollar (AUD/USD) og norsk krone (NOK/USD). Vi har i tillegg tatt med chilensk peso (CLP/USD) og newzealandske dollar (NZD/USD), da disse er med i Brown og Hardy sine studier fra 2019. Brasil er også et relevant land for aluminium da landet har en stor gruvedrift for bauxitt som en av hovedelementene i utvinning av aluminium. Vi inkluderer derfor Brasilianske real (BRL/USD).

Hongkongdollar (HKD/USD) og singaporske dollar (SGD/USD) er med da begge disse handelshavnene eksporterer mye av de edle metallene som gull, sølv og platina. Vi anser disse

to havnebyene som sentrale knutepunkt for handel i asiaregionen og det er derfor interessant å se tilknytning opp til aluminiumsprisen (Pines, 2018).

Vi har i tillegg valgt å se på dollarkursen ved å benytte US\$ Indeks fra ICE. Den måler verdien til dollar, opp mot andre valutakurser. Dataen om valutakurser er hentet fra Thomson Reuters Datastream, unntatt russiske rubel og US\$ Indeks, som er hentet fra Intercontinental Exchange (ICE) og Investing.com (2020).

For å undersøke aluminiumsprisen mot forskjellige markeder, har vi valgt å benytte MSCI indeksene for aksjemarkedet. De indeksene vi har valgt å se på er MSCI World, MSCI EM og MSCI EM Energy. MSCI World består av aksjer fra selskaper fra 23 velutviklede markeder, hvor 64 % av selskapene er amerikanske, 8 % er japanske, 5 % er britiske, 4 % franske, 4 % kanadiske og 15 % er fra andre nasjoner. MSCI EM består av 26 selskaper fra utviklingsmarkeder i fem regioner, hvor 33 % er kinesiske, 13 % er koreanske, 11 % er taiwanske, 9 % er indiske, 7 % er brasilianske, 6 % er sørafrikanske, 4 % er russiske, 3 % er meksikanske, 3 % er thailandske og resterende er 11 % fra andre nasjoner. MSCI EM Energy består av 26 energiselskaper fra utviklingsmarkeder, som vi har inkludert for å undersøke relasjonen mellom energiselskaper i utviklingsland opp mot aluminiumsprisen. Dette fordi utvinningen krever mye energi. MSCI EM Energy selskapene er 30 % russiske, 19 % indiske, 17 % kinesiske, 14 % brasilianske, 6 % thailandske og 14 % andre nasjoner (MSCI, 2020a; MSCI, 2020b; MSCI, 2020c).

Vi har i tillegg inkludert S&P500, S&P GSCI og Baltic Dry Indeksen. S&P500 er en amerikansk aksjeindeks som består av 500 amerikanske selskaper, som er valgt ut av en komité for å gjenspeile hele det amerikanske markedet på tvers av industriene. S&P Goldman Sachs Commodity Indeks, er en råvareindeks som ble opprettet i 1991 for å fungere som en *benchmark* for råvaremarkedet og for å måle utviklingen over tid. Denne indeksen besto i 2019 av 24 forskjellige futures, fordelt på fem sektorer som energi (63 %), industrielle metaller (11 %, hvor 4 % er aluminium), dyrebare metaller (4 %), jordbruk (15 %) og husdyr (7 %). Denne råvareindeksen er derfor lavt vektet med aluminium. Baltic Dry Indeksen (BDI) er en markedsindeks for tørrbulkratene innen shipping. Indeksen er satt sammen som gjennomsnittet av indeksene for tørrbulkskipene fordelt på typene Superamax, Panamax og Capesize. BDI er ofte benyttet som en makroøkonomisk indeks da den gjenspeiler tilbud og etterspørsel i

verdenshandelen. Vi anser dette som relevant for aluminium da dette fraktes med tørrbulkskip (Chen, 2019; Exchange, 2020).

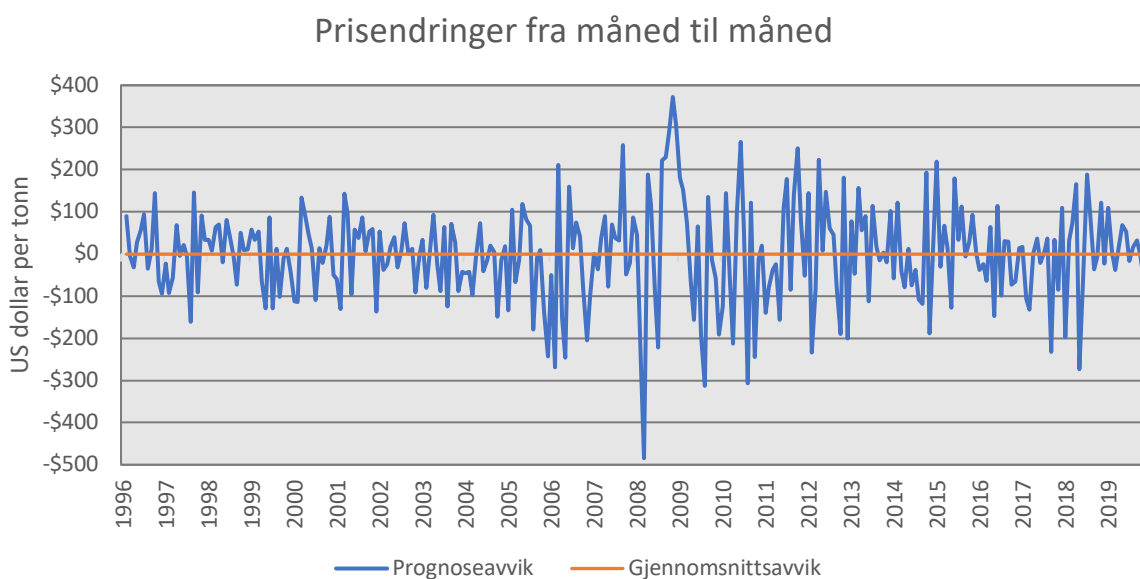
Vi benytter oss også av Kilian Index som inneholder de sykliske variasjonene i den globale økonomiske aktiviteten, basert på endringene i fraktratene til et utvalg av tørrbulkskip. Indeksen inkluderer frakt av korn, oljefrø, kull, jern, gjødsel og skrapmetall. Disse endringene er deretter differensiert mellom skipets størrelse og skipsrutens lengde. Disse endringene i tørrbulk er deretter justert for den amerikanske konsumprisindeksen og den langsiktige kostnadstrenden til skipsfrakt. Dataen fra Kilian er kun fram til og med juni 2019 (Kilian & Zhou, 2018; Kilian, 2020).

7. Økonometriske analyser og resultater

Dette kapitlet presenterer framgangsmåte, analyse og resultat for hver modell. Kapitlet starter med den naive modellen med og uten drift, som vil bli benyttet som benchmark mot de andre modellene. Deretter følger de andre ulike modellene etter.

7.1 Benchmark: den naive modellen med og uten drift

For å se om den naive modellen faktisk er naiv, har vi valgt å utføre en Wald-Wolfowitz *runs* test (Wald & Wolfowitz, 1940), fra nå av kalt *runs* test. *Runs* testen undersøker om differansen mellom tidsseriedata S_t og S_{t+1} er tilfeldig eller ikke. I figur 17 nedenfor, representeres gjennomsnittlig prisendring på US\$ -0,45 med den oransje, horisontale linjen. Alle verdiene over gjennomsnittslinjen har det binære tallet 1 og alle verdiene under har tallet 0. Hver gang grafen krysser gjennomsnittslinjen teller vi et nytt *run*. Vi utfører til slutt en hypotesetest for å få resultatet av *runs* testen. Hypotesen er satt som følgende, H_0 : Svingningene er tilfeldig, H_1 : Svingningene er ikke tilfeldig.



Figur 17: Svingningene for aluminiumsprisen registrert måned for måned i perioden fra 1996 til 2019

Tabell 4: Runs test for månedlige endringer i perioden fra 1996 til 2014.

RUNS TEST			
N	288	Gjennomsnittavvik	-0,45
N₀	135	Standard avvik	8,44
N₁	153	Z	0,66
α	0,05	p-verdi	0,5097
Runs	150	E(R)	144,4

Det vi ser i tabell 4 ovenfor, er at faktisk antall *runs* og estimert E(R) antall *runs* mer neste det samme. Resultatet av denne testen får dermed en nokså høy p-verdi på 0,5097. H₀ forkastes ikke på 5 % signifikantnivå.

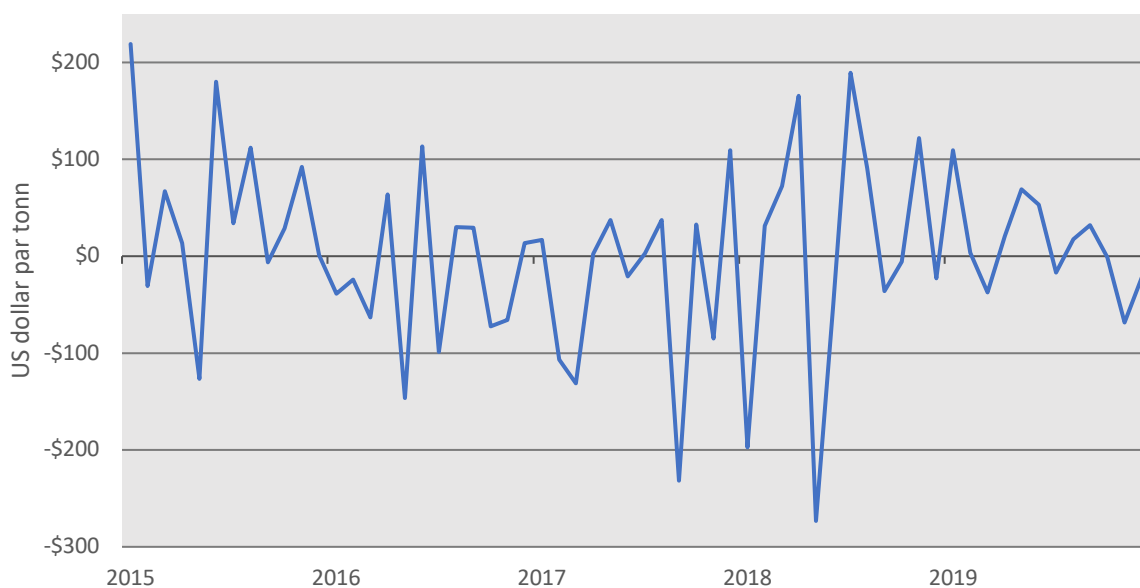
Differansen mellom den naive modellen med og ut drift i perioden fra 2015 til 2019, er på marginale 0,0002%. På bakgrunn av dette har vi derfor valgt å kun fortsette med den naive modellen uten drift.

Ligningen for den naive modellen uten drift er:

$$\hat{S}_{t+1} = S_t \quad (7.5)$$

\hat{S}_{t+1} er den estimerte prisen en måned fram i tid og S_t er dagens pris. Vi har derfor *lagget* den månedlige aluminiumsprisen for perioden fra 2015 til 2019, for å regne ut avviket mellom den estimerte prisen per måned og den faktiske prisen i samme periode.

Den naive modellens prognosefeil



Figur 18: Estimerte aluminiumpriser opp mot aluminiumsprisen, månedlig i perioden fra januar 2015 til desember 2019.

Figur 18 viser forholdet mellom den naive modellen uten drift og aluminiumsprisen med månedlige observasjoner i perioden fra januar 2015 til desember 2019. Prognoseavviket svinger mye, men har sitt toppunkt i januar 2015 på US\$ 219 og sitt bunnpunkt i mai 2018 på US\$ - 273.

I tabell 5 nedenfor, presenteres den gjennomsnittlige feilen (MAE), den gjennomsnittlige kvadratiske feilen (MSE) og den gjennomsnittlige prosentvise feilen (MAPE) for den naive modellen uten drift. Alle de etterfølgende modellene vil bli målt opp mot disse resultatene.

Tabell 5: Mål på hvor godt den naive modellen modellene gjør det, målt i MSE, MAE og MAPE.

Den naive modellen uten drift	
MSE	8 927
MAE	69,9
MAPE	3,74 %

7.2 Futurespriser som prognose for framtidige priser

Futurespriser som framtidige priser, baserer seg på studien fra Alquist og Kilian (2010) og benytter futuresprisene som en prognose for den framtidige spotprisen. For å undersøke om futuresprisene kan benyttes som framtidige prognoser vil vi først benytte Gjørberg (2017) sin regresjonsanalyse. Dette for å undersøke om priser og prisendringer vil over- eller underprognostisere. Deretter tester vi hvordan futureskontrakt prognosene gjør det opp mot den naive modellen i henhold til Alquist og Kilian (2010).

For å undersøke hvordan futureskontraktene prognostiserer den framtidige aluminiumsprisen utfører vi regresjonsanalyse mellom aluminiumsprisen og futuresprisen i henhold til ligningene 7.2 og 7.3 presentert av Gjørberg (2017).

$$S_t^T = \alpha + \beta^T F_{t-T}^T + u_t^T \quad (7.2)$$

$$\Delta S_t^T = \alpha + \beta^T (F_{t-T}^T - S_{t-T}) + u_t^T \quad (7.3)$$

For å verifisere om futureskontrakter kan benyttes som prognosemodeller undersøker vi om β i ligningen 7.2 og 7.3 er signifikant forskjellig fra 1, som vil indikere om prognosen vil over- eller underprognostisere. Resultatene er presentert i tabellene 6 og 7 nedenfor.

Tabell 6: Resultat fra regresjonsanalysen mellom aluminiumsprisen og futuresprisen for 1-, 3-, 6- og 9-måneder gjennomsnittlig futureskontrakt fra LME, ved benyttelse av ligning 7.2

Antall Måneder T =	α	β	JUSTERT R ²
1	70,01	0,96	0,93
3	67,43	0,96	0,93
6	61,50	0,95	0,93
9	52,10	0,95	0,92

Tabell 7: Resultat fra regresjonsanalysen mellom prisendringene på aluminiumsprisen og basis for 1-, 3-, 6- og 9-måneders gjennomsnittlig futureskontrakter fra LME, ved benyttelse av ligning 7.3

Antall Måneder T =	α	β	JUSTERT R ²
1	0,85	0,85	0,05
3	-9,32	0,65	0,04
6	-9,41	0,33*	0,01
9	-5,44	0,15**	0,00

*ikke signifikant ved 0,01 **ikke signifikant ved 0,05

For tabell 6 er p-verdien for alle resultatene mindre enn 0,01 og vi kan dermed forkaste H_0 om at $\beta = 1$, ved 1 % signifikant nivå. β er dermed signifikant forskjellig fra 1 og prognoseverdien vil over- eller underprognostisere. Dette indikerer at det ligger en risikopremie i futuresprisen.

For tabell 7 er p-verdien lavere enn 0,01 på en og tre måneder, og vi forkaster H_0 om $\beta = 1$ med 1% signifikantnivå. P-verdien er høyere enn 0,01 og 0,05 på seks og ni måneder, hvor vi kan forkaste H_0 om $\beta = 1$ med henholdsvis 5 % og 10 % signifikantnivå. Dette indikerer at det ligger en risikopremie i futuresprisendringene og basisen.

For å teste futureskontraktens prognoseevne har vi valgt å teste aluminiumsprisen med 3-, 15- og 27-måneders rullerende futureskontrakter. Vi har også testet 1-, 2-, 3-, 6- og 9-måneders gjennomsnittlige futureskontrakter. Formlene kan skrives som:

$$S_t = F_{t-T} + u_t \quad (7.4)$$

$$\hat{S}_{t+(T/t)} = F_t^{(T)}, \quad T = 3, 15, 27 \quad (7.5)$$

$F_t^{(T)}$ representerer futureskontrakten sin pris ved T måneder siden. Ved tre måneders rullerende futureskontrakt vil ligningen se slik ut: $\hat{S}_{April} = F_{Januar}^{(3mnd)}$, hvor vi i januar benytter tre måneders rullerende futureskontrakt til å sette en prognose for aluminiumsprisen i april. Deretter undersøker vi avviket mellom $\hat{S}_{April} - S_{April}$.

Ettersom vi benytter futuresprisene som prognose flere måneder fram i tid, må vi i tillegg endre den naive modellen slik at modellen gir en prognose T måneder fram i tid. Dermed har vi *lagget* den naive modellen etter futureskontrakten den sammenlignes med.

Vi benytter tidsperioden 2013 og 2014 som *in-sample* og sjekker deretter prognosen opp mot den reelle aluminiumsprisen i *out-of-sample fra* 2015 til 2019. Resultatet er presentert i tabell 8 nedenfor.

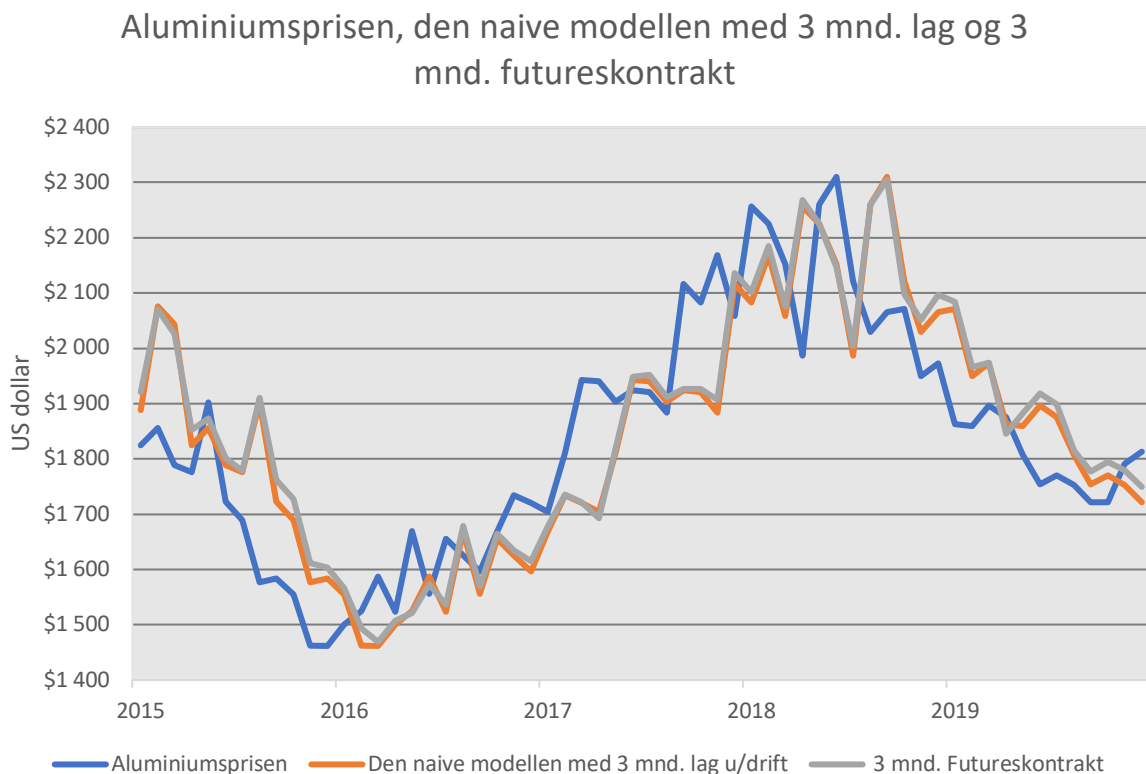
Tabell 8: Resultat av futureskontrakter som framtidig pris, sammenlignet mot den naive modellen uten drift med 1-, 2-, 3-, 6-, 9-, 15- og 27-måneders lag.

Modell	MSE	MAE	MAPE
<i>Naive u/ drift 1 lag</i>	8 927	69,9	3,74 %
1 mnd. Futureskontrakt	10 061	72,9	3,92 %
<i>Naive u/drift 2 lag</i>	14 184	94,6	5,06 %
2 mnd. Futureskontrakt	20 072	112,7	6,16 %
<i>Naive u/drift 3 lag</i>	17 741	108,5	5,90 %
3 mnd. Futureskontrakt	20 072	112,7	6,16 %
3 mnd. Rullerende FT	18 498	111	6,08 %
<i>Naive u/drift 6 lag</i>	37 713	168,1	9,22 %
6 mnd. Futureskontrakt	42 254	179,9	9,95 %
<i>Naive u/drift 9 lag</i>	63 089	219,6	12,15 %
9 mnd. Futureskontrakt	68 505	231,1	12,88 %
<i>Naive u/drift 15 lag</i>	113 501	294	16,12 %
15 mnd. Rullerende FT	118 638	306	17,07 %
<i>Naive u/drift 27 lag</i>	112 275	278	14,68 %
27 mnd. Rullerende FT	141 888	335	18,67 %

Resultatet fra tabell 8 ovenfor, viser at ingen av futureskontraktene slår den naive modellen med tilsvarende framtidig prognose som futureskontraktene, sett ut ifra MSE, MAE og MAPE. Dette kan støtte opp under tabell 6 og 7 (s.49-50) som indikerer at prognosene vil over- eller underprognostisere. Tabell 8 ovenfor, viser også at alle prognosekriteriene stiger ved lengre tidshorisont. Derimot oppdaget vi at 1 mnd. futureskontrakt, som er aktivt omsatt, har en dårligere prognose enn den naive modellen. Det kunne forventes at 1 måneds futureskontrakt

som blir omsatt ville gjenspeile informasjonen i markedet bedre enn den naive modellen, som er prisen i morgen er lik prisen i dag.

Figur 19 nedenfor, viser utviklingen mellom aluminiumsreisen, den naive modellen uten drift og tre måneders rullerende futureskontrakt. MAPE på tre måneders futureskontrakten var på 6,08 %, noe som gjenspeiles i figuren nedenfor, mot den naive modellen uten drift tre måneder, som har en MAPE på 5,90 %.



Figur 19: Prisutvikling av aluminiumsreisen, den naive modellen uten drift med 3 mnd. lag og 3 mnd futureskontrakt som framtidig pris, i out-of-sample perioden fra 2015 fra 2019.

Til slutt har vi også undersøkt om basisen mellom aluminiumsreisen og futuresreisen kan predikere om endringen i prisen er positiv eller negativ en måned fram i tid. Vi har gjennomført utregningen ved å se på dagens basis mellom aluminiumsreisen og futuresreisen, for deretter å sammenligne den opp mot prisendringen neste måned. Vi har i likhet med Gjørberg (2017) antatt at det er en 50 % sannsynlighet for at prisen går opp eller ned.

Resultatet fra tabell 9 nedenfor, viser at de månedlige gjennomsnittlige futureskontraktene med en til tre måneder gjør det bedre enn de månedlige gjennomsnittlige futureskontraktene på seks

og ni måneder. De rullerende futureskontraktene gjør det ikke bedre enn antagelsen om 50 %. De månedlige gjennomsnittlige futureskontraktene på en og to måneder gjøre det vesentlig bedre enn antagelsen, med 65 % på sitt beste. Dette betyr at dersom man har to utfall hvor man enten vinner NOK 100,- eller taper NOK 100,- vil nåverdien av dette utfallet være NOK 30,-.

Tabell 9: Resultatet av hvordan basisen mellom aluminiumsprisen og futuresprisene kan predikere retningen til morgendagens futurespris.

	1996-2019	1996-2014	2001-2014	2009-2014
En mnd. Futureskontrakt	59 %	59 %	61 %	60 %
To mnd. Futureskontrakt	60 %	62 %	62 %	65 %
Tre mnd. Futureskontrakt	54 %	54 %	54 %	56 %
Seks mnd. Futureskontrakt	52 %	50 %	52 %	54 %
Ni mnd. Futureskontrakt	49 %	49 %	52 %	51 %
Tre mnd. Rullerende FT	50 %	50 %	53 %	53 %
15 mnd. Rullerende FT	48 %	49 %	51 %	51 %
27 mnd. Rullerende FT	50 %	52 %	53 %	51 %

7.3 Autoregressive-modeller (AR(p)) som prognose.

Ved benyttelse av en enkel autoregressiv-modell benytter vi de tidligere verdiene av aluminiumsprisen til å prognostisere morgendagens kurs. Etersom aluminiumsprisen i seg selv ikke er stasjonær, benytter vi prisendringene til å prognostisere en statisk prognose for aluminiumsprisen én måned fram i tid. Dette gjennomføres i Excel, hvor vi benytter oss av 1-, 2-, 3-, 6-, 12- og 15-måneders lag. Antall lag ble valgt for å fange opp eventuelle sesongvariasjoner.

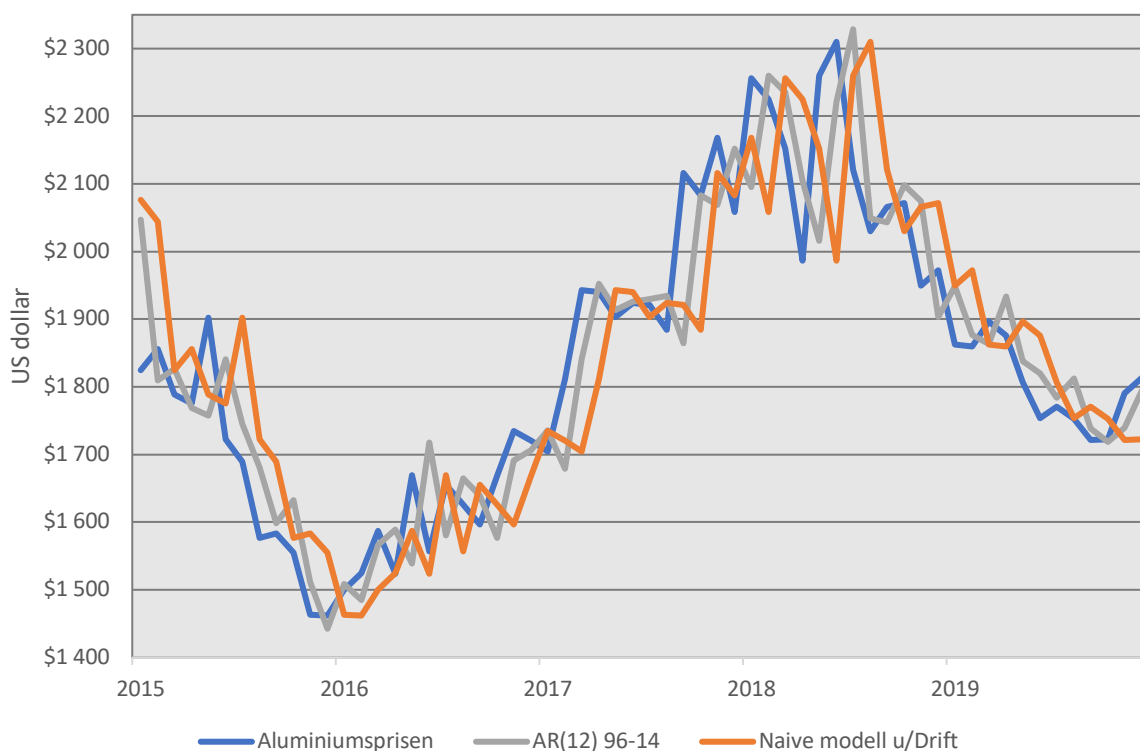
AR(p)-modellen utføres med regresjonsanalyse på de laggede prisendringene, for å benytte koeffisientene til å prognostisere prisendringen og deretter aluminiumsprisen i *out-of-sample* perioden fra januar 2015 til desember 2019.

Tabell 10: AR(p)-modellene basert på de forskjellige in-sample periodene, med resultat for prognosen i out-of-sample perioden fra 2015 til 2019.

In-sample		Out-of-sample		
Modell	Periode	MSE	MAE	MAPE
Naiv modell uten drift		8 927	69,9	3,74 %
AR(1)	1996-2014	9 073	70,8	3,79 %
AR(1)	2001-2014	9 284	71,1	3,81 %
AR(1)	2009-2014	9 049	70,7	3,83 %
AR(2)	1996-2014	9 074	70,9	3,79 %
AR(2)	2001-2014	9 149	77,1	3,81 %
AR(2)	2009-2014	9 208	76,2	3,93 %
AR(3)	1996-2014	8 693	69,5	3,74 %
AR(3)	2001-2014	8 745	74,9	3,77 %
AR(3)	2009-2014	8 837	75,9	3,88 %
AR(6)	1996-2014	8 607	70,5	3,76 %
AR(6)	2001-2014	8 635	70,1	3,77 %
AR(6)	2009-2014	8 724	71,6	3,86 %
AR(12)	1996-2014	8 304	67,9	3,64 %
AR(12)	2001-2014	9 148	74,2	3,59 %
AR(12)	2009-2014	8 543	69,7	3,77 %
AR(15)	1996-2014	8 345	69,2	3,73 %
AR(15)	2001-2014	8 393	69,7	3,76 %
AR(15)	2009-2014	8 872	72,2	3,94 %

Resultatet fra tabell 10 viser at det kun er AR(12) og AR(15) med *in-sample* perioden fra 1996 til 2014 som slår den naive modellen på alle tre måltallene. AR(1) og AR(2) slår ikke den naive modellen på noen av måltallene. De resterende modellene, bortsett fra AR(12) i perioden 2001 til 2014, slår den naive modellen målt i MSE. Det er fem av 18 modeller som slår den naive modellen målt i MAE. Det er kun tre modeller som slår den naive modellen på MAPE og en modell som er like god.

Aluminiumsprisen, AR(12) og den naive modellen



Figur 20: Utviklingen til aluminiumsprisen, de prognostiserte prisnivåene av AR(12) 1996 til 2014 og den naive modellen uten drift.

Figur 20 viser hvordan aluminiumsprisen i *out-of-sample* perioden er i forhold til AR(12) fra 1996 til 2014 og den naive modellen uten drift. Her ser vi tydelig at de to prognosemodellene ligger bak den reelle prisen og at AR(12) ligger nærmere. Dette betyr at AR(12) har en bedre prognose enn den naive modellen uten drift. Vi ser at prognosene holder et jevnt avvik fra det faktiske prisnivået og ligger en måned bak den faktiske prisen, som kan forklares av AR(p)-modellen sin natur.

7.4 ARIMA-modellen som prognose

Første steget ved benyttelse av ARIMA-modellen er identifikasjon av stasjonæritet, deretter vil en grafisk inspeksjon av ACF og PACF gi utgangspunktet for valg av AR(p) og MA(q) ledd. Disse parameterne blir testet, før vi benytter denne modellen til en prognose for aluminiumsprisen i tidsperioden fra 2015 til 2019. Alt av utregninger for ARIMA-modellen blir utført i Eviews og resultatet av alle *out-of-sample* testene ligger i vedlegg 11.1.

Det første steget er å identifisere stasjonæritet hvor vi har benyttet Augmented Dickey-Fuller-modellen, som tester enhetsroten for stasjonæritet. Deretter velger vi antall *lags* basert på Schwert kriteriet (Schwert, 2002) hvor antall *lags* bestemmes av formelen:

$$pmax = \left(12 \left(\frac{T}{100} \right)^{\left(\frac{1}{4} \right)} \right) \quad (6.6)$$

T er antall observasjoner benyttet i ARIMA. Den historiske dataen for den månedlige aluminiumsprisen for perioden fra 1996 til 2014 gir oss 228 observasjoner og vi får 15 (14,75) *lags*. I perioden fra 2001 til 2014 og fra 2009 til 2014, får vi henholdsvis 14 og 12 *lags*.

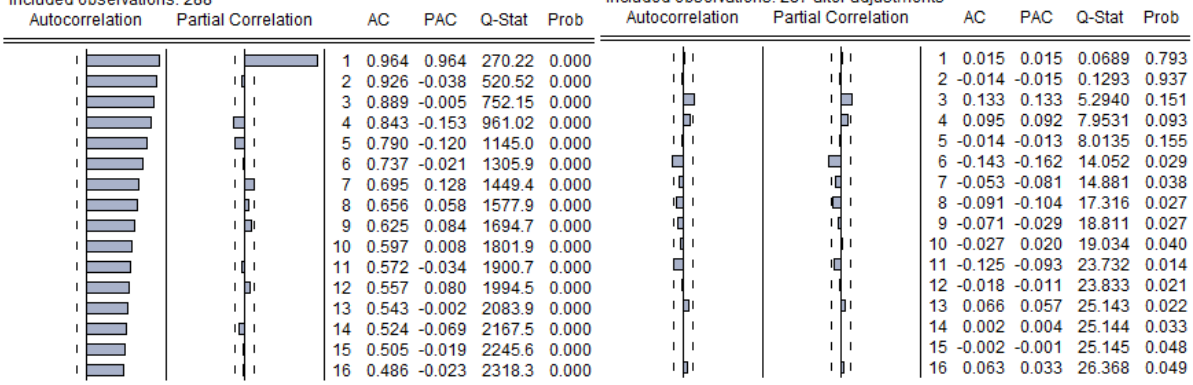
Hypotesene for ADF-testen er følgende, H_0 Aluminiumsprisen inneholder *unitroot*, og er ikke stasjonær. H_1 Aluminiumsprisen er stasjonær. Vi forkaster H_0 dersom T-statistikk $>$ *critical values* i absolutt verdi. Ved gjennomføringen av ADF får vi verdien -2,17 som er mindre enn *critical values* -3,45, -2,87, -2,57, på henholdsvis 1 %, 5 % og 10 % signifikantnivå. Vi forkaster ikke H_0 og aluminiumsprisen er derfor ikke stasjonær. Vi får også samme resultat om stasjonæritet i periodene fra 2001 til 2014 og fra 2009 til 2014.

Ettersom ADF-testen viser at aluminiumsprisen ikke er stasjonær, må vi utføre en ADF-test på den differensierte aluminiumsprisen. Dette gir en t-statistikk lik -4,29 $>$ *critical value* på -3,45. Dermed blir H_0 forkastet på alle signifikantnivå og den differensierte aluminiumsprisen er derfor stasjonær. Vi forkaster også H_0 i periodene fra 2001 til 2014 og fra 2009 til 2014.

Det neste steget i ARIMA-modellen er å identifisere parametere fra korrelogram, hvor vi simulerer et korrelogram i Eviews for aluminiumsprisen og den differensierte aluminiumsprisen.

Date: 04/01/20 Time: 18:15
 Sample: 1996M01 2019M12
 Included observations: 288

Date: 04/01/20 Time: 18:16
 Sample (adjusted): 1996M02 2019M12
 Included observations: 287 after adjustments



Figur 21: Korrelogram for aluminiumsprisen og den differensierte aluminiumsprisen fra Eviews.

Gjennom korrelogrammet til aluminiumsprisen ser vi at autokorrelasjonen synker i tidsperioden. Dersom autokorrelasjonen er høy etter en lang tidsperiode, vil dette indikere at det krever en høy differensiering. Dette ses ved *lag* på 16 i figur 21 ovenfor. Ettersom aluminiumsprisen ikke er stasjonær, benytter vi den differensierte aluminiumsprisen til å identifisere parameterne til ARIMA. Ut ifra korrelogrammet til den differensierte aluminiumsprisen kan vi lese at ACF har positive signifikante *spikes* på tre og negative signifikante *spikes* på seks. Vi ser at dette speiles i PACF, som kan tyde på sesongkorrigeringer hver tredje måned. Ut ifra denne modellen velger vi ARIMA-modellene som følgende: (3,1,3) (3,1,6) (6,1,3) og (6,1,6).

Det andre steget i ARIMA er estimering. Her har vi funnet de fire beste modellene, ved hjelp av korrelogram til den differensierte aluminiumsprisen, (3,1,3) (3,1,6), (6,1,3) og (6,1,6). Ved estimeringen av ARIMA-modellen vil vi benytte tidsperioden fra 1996 til 2014, slik at vi kan teste ARIMA-modellens prognostisering i tidsperioden fra 2015 til 2019.

Tabell 11: Resultat fra Eviews for estimering av ARIMA-modellen.

ARIMA (1996-2014)	(3,1,3)	(3,1,6)	(6,1,3)	(6,1,6)
Signifikante Koeffisientestimater	1	2	2	0
SIGMA ² (Volatilitet)	13 728,4	13 572	13 561,3	13 998
Juster R ²	0,031	0,042	0,043	0,012
AIC	12,40	12,39	12,38	12,42
SBIC	12,46	12,45	12,45	12,48

Den beste ARIMA-modellen er den med flest signifikante koeffisientestimater, lavest volatilitet, høyest justert R^2 , lavest AIC og SBIC. Resultatet i tabell 11 ovenfor, indikerer at det er modell (6,1,3) som er den beste ARIMA-modellen.

For å undersøke om det er noe informasjon i ARIMA (6,1,3) som ikke blir dekket av modellen, gjennomføres det diagnostisering på avvikene ved hjelp av Q-statistikk korrelogram. Resultatet viser at modellen (6,1,3) ikke fanger opp signifikant informasjon fra *lag* åtte. Det gjør at vi tester *lag* åtte i ARIMA-modellen ved å utføre en ARIMA (8,1,6). Resultat fra denne testen viser at vi også mangler informasjon fra *lag* elleve. På grunn av dette utfører vi ARIMA (11,1,8) og korrelogram viser at vi har kapret all informasjon. På bakgrunn av diagnostiseringen velger vi å gå videre til å lage prognoser med ARIMA-modellen med alle mulige kombinasjoner av 3, 6, 8 og 11 *lag* i alle tre tidsperioder.

Den siste delen av ARIMA-modellen er å prognostisere den framtidige aluminiumsprisen ved å kombinere alle kombinasjonene på bakgrunn av identifisering, estimering og diagnostisk testing. Vi gjennomfører prognoser for *out-of-sample* periodene for alle kombinasjonene av ARIMA-modellen gjennom Eviews. Vi får oppgitt resultater målt i MAPE, MSE og MAE.

I tabell 12 nedenfor, har vi oppgitt 6 av de 16 modellene som slår den naive modellen på MAPE og MAE. Ingen av modellene slår den naive modellen målt på MSE. Det fullstendige resultatet finnes i vedlegg 11.1.

Tabell 12: Resultat av de ARIMA-modellene som prognostiserer bedre enn den naive modellen uten drift, målt i MAE og MAPE. Fullt resultat kan ses i vedlegg 11.1

In-sample		Out-of-sample		
Modell	Periode	MSE	MAE	MAPE
Naive modellen uten drift		8 927	69,9	3,74%
ARIMA (3,1,6)	1996-2014	9 320	68,7	3,68%
ARIMA (6,1,3)	1996-2014	9 382	68,9	3,70 %
ARIMA (3,1,3)	1996-2014	9 374	69,5	3,73 %
ARIMA (3,1,6)	2001-2014	9 588	69,2	3,71 %
ARIMA (6,1,3)	2001-2014	9 633	69,4	3,72 %
ARIMA (3,1,6)	2009-2014	9 349	69,6	3,73 %

Tabell 12 ovenfor, viser at det er 3 av 16 modeller fra *in-sample* perioden 1996 til 2014, 2 av 16 modeller fra *in-sample* perioden fra 2001 til 2014, og 1 av 16 modeller fra *in-sample* perioden fra 2009 til 2016, som slår den naive modellen.

Resultatene i *in-sample* perioden fra 1996 til 2014 i tabell 12 ovenfor, inkluderer de anbefalte modellene (3,1,6), (6,1,3) og (3,1,3) fra tabell 11 (s. 57). Disse slår den naive modellen uten drift på MAE og MAPE. Modell (6,1,6) anbefales av tabell 11 (s.57), men slår ikke den naive modellen.

Ser vi i neste *in-sample* periode fra 2001 til 2014, er det kun (3,1,6) og (6,1,3) som slår den naive modellen. I *in-sample* perioden fra 2009 til 2014 er det kun (3,1,6) som slår den naive modellen. (3,1,6) er den modellene som gjør det best i alle periodene.

7.5 Vektor Autoregressive-modeller (VAR) som prognose

Dette delkapittelet vil utføre VAR-modellen på de ulike kategoriene av variabler, for deretter å lage noen kombinasjoner til slutt. Eviews benyttes i alle tester fra start til slutt. Vi starter med å teste historiske månedlige data for periode fra januar 1996 til desember 2014 for stasjonæritet ved å benytte ADF-test. Deretter benytter vi de stasjonære resultatene til å gjennomføre VAR-modellen.

Vi har i utgangspunktet tre forskjellige kategorier vi ønsker å teste modellen med. Disse grupperingene er aluminium futureskontrakter og andre metallers spotpris, valutakurser opp mot US dollar og til slutt ulike indekser. Vi har benyttet følgende forskjellige *in-sample* perioder; fra 1996 til 2014, fra 2001 til 2014 og fra 2009 til 2014. Vi benytter deretter 'forecast' funksjonen i Eviews til å teste ut hvor godt de forskjellige modellene gjør det i *out-of-sample* perioden fra januar 2015 til desember 2019. Et unntak er Kilian sin indeks der vi kun fikk hentet ut data til og med juni 2019.

I likhet med ARIMA-modellen benytter vi ADF-testen til å undersøke om rådataen er stasjonær. Vi benytter Schwert-kriteriet for å bestemme antall *lags* i testen. Av de totalt 36 variablene som ble testet er 31 variabler ikke stasjonære. De 31 variablene ble stasjonære ved differensiering.

De som er stasjonære med et signifikantnivå, uten å differensieres, på 5 % er følgende variabler: AED/USD, HKD/USD, Kilian, RUB/USD og BDI. Vi har derfor testet disse fem variablene enkeltvis opp mot aluminium, både differensiert og ikke-differensiert. Vi finner ingen betydelige forskjeller og benytter derfor kun differensierte variabler videre i VAR-modellen.

Når det gjelder antall lags i VAR-modellen, har vi valgt å gå for tommelfingerregelen i henhold til teorien fra Brooks (2019). Vi benytter derfor kun en *lag* per variabel. Vi har valgt dette på bakgrunn av at vi kombinerer mange forskjellige variabler i modellene og tester modellenes statistiske prognoseevne.

Vi testet totalt 191 forskjellige VAR-modeller. Samtlige modeller der MSE var bedre eller like god som den naive modellen, var MAPE bedre eller er like god som den naive modellen. Av disse 191 modellene er 108 modeller like god eller bedre enn den naive modellen, målt i MSE. 41 modeller er like gode eller bedre enn den naive modellen på MAE. 44 modeller er like gode eller bedre enn den naive modellen på MAPE. Tabell 13 nedenfor viser de 36 modellene som slår den naive modellen på samtlige målenheter. Fullstendig resultat av de 191 modellene, finnes i vedlegg 11.2.

Tabell 13: Resultater fra de VAR-modellene som gjorde det bedre enn den naive modellen på MSE, MAE og MAPE.

In-sample			Out-of-sample		
Kategori	Periode	Differensierte variabler*	MSE	MAE	MAPE
Den naive modellen uten drift			8 927	69,9	3,74 %
Metaller	'09-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd	7 799	67,9	3,63 %
Metaller	'09-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd, 27 mnd	7 832	68,1	3,64 %
Metaller	'09-'14	Futures 15 mnd	8 927	68,4	3,64 %
Metaller	'09-'14	Futures 3 mnd	7 941	68,4	3,68 %
Metaller	'09-'14	Futures 27 mnd	8 927	69,4	3,68 %
Metaller	'09-'14	Nikkelprisen, blyprisen, tinnprisen	8 512	69,3	3,69 %
Metaller	'01-'14	Futures 3 mnd	8 697	69,0	3,70 %
Metaller	'09-'14	Kobberprisen, nikkelprisen, blyprisen, tinnprisen	8 451	69,5	3,71 %
Metaller	'01-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd	8 808	69,4	3,73 %
Valuta	'09-'14	AUD/USD	8 413	68,8	3,65 %
Valuta	'01-'14	BRL/USD, AUD/USD	8 409	68,3	3,66 %
Valuta	'96-'14	BRL/USD, AUD/USD	8 503	68,4	3,66 %
Valuta	'96-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD	8 521	68,7	3,67 %
Valuta	'01-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD	8 457	68,9	3,67 %
Valuta	'01-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD, SGD/USD	8 619	68,9	3,68 %
Valuta	'01-'14	BRL/USD	8 447	68,6	3,68 %
Valuta	'09-'14	BRL/USD, AUD/USD	8 261	69,7	3,69 %
Valuta	'09-'14	BRL/USD, AUD/USD, SGD/USD	8 350	69,8	3,69 %
Valuta	'96-'14	BRL/USD	8 684	69,1	3,70 %
Valuta	'09-'14	SGD/USD	8 297	69,7	3,71 %
Valuta	'96-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD, SGD/USD	8 665	69,4	3,71 %
Valuta	'96-'14	AUD/USD	8 691	69,3	3,71 %
Valuta	'01-'14	AUD/USD	8 705	69,4	3,72 %
Valuta	'96-'14	AUD/USD, NZD/USD	8 709	69,6	3,72 %
Indekser	'09-'14	BDI	8 755	68,4	3,67 %
Indekser	'09-'14	MSCI WORLD ENERGY	8 927	69,0	3,70 %
Indekser	'09-'14	MSCI EM ENERGY	8 566	69,4	3,70 %
Indekser	'09-'14	MSCI EM, MSCI EM ENERGY	8 577	69,4	3,70 %
Indekser	'09-'14	S&PGSCI	7 697	69,4	3,74 %
Kombinasjoner	'09-'14	AUD/USD, BDI	8 467	68,8	3,64 %
Kombinasjoner	'09-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD, BDI	8 341	69,0	3,65 %
Kombinasjoner	'09-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD	8 253	68,9	3,66 %
Kombinasjoner	'01-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD, BRL/USD	8 417	68,3	3,66 %
Kombinasjoner	'01-'14	Futures 3 mnd, BRL/USD	8 451	68,6	3,68 %
Kombinasjoner	'09-'14	Futures 3 mnd, BDI	8 458	69,5	3,70 %
Kombinasjoner	'01-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD	8 650	69,1	3,70 %

*Differensiert aluminiumspris er inkludert i alle modellene

Resultatene viser at 9 av 36 modeller benytter aluminium futureskontrakter og andre metallpriser som variabler. Syv av disse er fra perioden 2009 til 2014 og to er fra perioden 2001 til 2014. Seks modeller fra kombinasjoner benytter futureskontrakter som variabler.

Den beste kombinasjonen av andre metaller som variabler, er når vi benytter nikkel, bly og tinn i perioden 2009 til 2014. Den nest beste kombinasjonen av andre metaller er kombinasjonen kobber, nikkel, bly og tinn i perioden 2009 til 2014.

Resultatene fra MSCI og andre indekser viser at det er 5 av 36 VAR-modeller som slår den naive modellen på alle tre kriterier. Alle er fra *in-sample* perioden 2009 til 2014. Fire av disse inneholder kun en variabel i tillegg til aluminiumsprisen, hvor BDI ga den beste modellen.

Valutaresultatene har 15 av 36 modeller som slår den naive modellen på alle tre kriteriene. Modellene er jevnt fordelt over de ulike tidsperiodene. 6 av 15 modeller består av en kombinasjon av aluminiumsprisen og en annen valuta. Tre av disse modellene består kun av AUD/USD på alle tidsperiodene. De fire valutakursene som går igjen i flere kombinasjoner er australsk dollar, brasilianske real, newzealandske dollar og singaporske dollar.

De variablene som enkeltvis prognostiserer bedre enn den naive modellen, har vi kombinert på tvers av kategoriene. Dette for å undersøke om en kombinasjon av de allerede bedre VAR-modellene kan bli enda bedre. På bakgrunn av dette ble syv kombinasjonsmodeller utført. I *in-sample* perioden fra 1996 til 2014 var det kun valutakursene som gjorde det bedre enkeltvis enn den naive modellen. Dette ga ingen kombinasjoner som tidligere ikke er utført. I *in-sample* perioden fra 2001 til 2014 var det kun tre variabler som enkeltvis gjorde det bedre enn den naive modellen. Dette var AUD/USD, BRL/USD og tre måneders rullerende futures kontrakter. Dette ga tre kombinasjoner som tidligere ikke er utført. I *in-sample* perioden fra 2009 til 2014 var det totalt elleve variabler som enkeltvis gjorde det bedre enn den naive modellen. Vi begrenset oss til AUD/USD, BDI og tre måneders rullerende futures kontrakter som var de beste variablene enkeltvis. Dette ga fire kombinasjoner som tidligere ikke er utført. Samtlige kombinasjoner gjorde det bedre enn den naive modellen uten drift, men ga ingen betydelig forbedring.

Det bør merkes at VAR-modellen kan være utsatt for spuriøse sammenhenger mellom aluminium og variablene benyttet i denne modellen. VAR-modellen kan derfor indikere en høy sammenheng mellom aluminium og en eller flere variabler, men hvor det i realiteten er helt tilfeldig. Dette kan skyldes en bakenforliggende variabel som påvirker alle variabler.

8. Diskusjon

I dette kapittelet vil vi diskutere funnene fra hver modell og hvordan disse funnene samsvarer med den tidligere litteraturen. Deretter vil vi sammenligne resultatene fra forrige kapittel for å se hvordan modellene gjør det opp mot hverandre.

Funnene fra futurespriser som prognose for framtidige priser, er at futureskontraktene kan inneholde en risikopremie og vil derfor kunne over- eller underprognostisere. Ingen av futureskontraktene gjør det bedre enn den naive modellen i *out-of-sample* perioden. Ved bruk av basis som prognose for positive eller negativ prisendring, gir én og to måneders gjennomsnittlig futureskontrakt, henholdsvis 60 % og 65 % treffsikkerhet i den siste perioden.

Våre funn kan støtte opp under funnene til Fama og French (1987) om at futureskontrakter kan benyttes som prognose for framtidig råvarepriser. Fama og French fant ingen pålitelig svar for prognoseevnen til metaller. Dette kan våre funn støtte fordi futureskontraktene ikke slår den naive modellen. Denne studien kan også støtte funnene til Alquist og Kilian (2010), og Gjølborg (2017), som også finner at den naive modellen er litt bedre enn futureskontraktene, til å prognostisere framtidig råvarepris. Reeve og Vigfusson (2011) finner derimot at futureskontraktene gjør det marginalt bedre enn den naive modellen. På bakgrunn av tidligere forskning og egne funn, mener vi at det noe optimistisk å benytte futureskontraktene som prognose, sett opp mot den naive modellen.

Resultatet fra AR(p)-modellen viser at en enkel modell som AR(p), slår den naive modellen uten drift ved valg av riktig antall *lags* og tidsperiode. Våre funn indikerer at aluminiumsprisen bør *lagges* tolv måneder, eventuelt 15 måneder. Dette indikerer sesongvariasjoner i aluminiumsprisen. AR(p)-modellen burde benytte en lengre *in-sample* periode. Dog slår AR(p)-modellen den naive modellen med kun 0,15 % MAPE per måned, som anses som minimalt. Vårt resultat viser en differanse mellom AR(1) og den naive modellen på 0,04 % MAPE. Dette kan støtte Brown og Hardy (2019b) sin benyttelse av AR(1) som *benchmark*.

Resultatet fra ARIMA-modellen viser at ingen av modellene gjør det bedre enn den naive modellen målt i MSE. Basert på MAE og MAPE, gjør kun 3 av 16 modeller det marginalt bedre enn den naive modellen i hele *in-sample* perioden. I de to andre periodene er det 2 av 16 og 1 av 16 ARIMA-modeller som gjør det marginalt bedre enn den naive modellen. Det er de

anbefalte modellene fra det steget estimering, som gjør det best i *out-of-sample* prognosene. Setter vi våre funn opp mot tidligere litteratur kan våre funn støtte Dooley og Lenihan (2005), som også fant at ARIMA-modellen gjør det kun marginalt bedre enn den naive modellen. Kriechbaumer et al. (2013) finner at en Wavelet ARIMA bedres med 2,3 % for aluminium, det kan derfor være interessant å undersøke dette i videre forskning.

Resultatet fra VAR-modellen viser at det er 36 modeller som presterte bedre enn den naive modellen basert på måltallene MSE, MAE og MAPE. Våre funn indikerer at det er *in-sample* perioden fra 2009 til 2014 som er den beste perioden, hvor 20 av 36 modeller prognostiserte bedre enn den naive modellen. Fra 2001 til 2014 var det 10 av 36 modeller og fra 1996 til 2014 var det 6 av 36 modeller, som prognostiserte bedre enn den naive modellen. Dette indikerer at det er den nyeste *in-sample* som gir det beste prognosegrunnlaget.

Selv om mange VAR-modeller har bedre resultater enn den naive modellen uten drift, er det likevel minimal differanse. Den beste modellen har en bedre MAPE på 0,11 %, MAE på 2 og MSE på 1128, sett opp mot den naive modellen. Dette viser at VAR-modellen kun gir et marginalt bedre resultat. Denne modellen består av 3- og 15-måneders rullerende futureskontrakter. Dette funnet støtter opp under Jansen og Bejarano (2011) sin studie om prognostisering ved bruk av rullerende futureskontrakter i VAR. De rullerende futureskontraktene er inkludert i 7 av 9 metallkombinasjoner som gjør det bedre enn den naive modellen. Dette er 7 av 15 totale kombinasjoner av rullerende futureskontrakter. De resterende 2 av 9 metallkombinasjonene består av nikkell, bly og tinn, og nikkell, bly, tinn og kobber. Disse metallprisene gjør det ikke bedre enn den naive modellen i sine 37 andre kombinasjoner. Dette kan tyde på at disse to metallkombinasjonene gjør det bedre enn den naive modellen ved tilfeldighet.

Denne studien støtter ikke Brown og Hardy (2019a) sin benyttelse av valutakursen til chilenske peso (CLP/USD) til å prognostisere aluminiumsprisen. Våre funn indikerer at den chilenske peso gjør det dårlig ved benyttelse av VAR-modell. Derimot støtter våre funn studien til Brown og Hardy (2019b) ved å benytte australsk dollar og newzealandske dollar. Våre funn viser at det kun er valutakursene australsk dollar (AUD/USD), newzealandske dollar (NZD/USD), singaporske dollar (SGD/USD) og brasilianske real (BRL/USD) som er inkludert i de 15 valutakombinasjonene som gjør det bedre enn den naive modellen. Dette tyder på at disse valutakursene har gode prognoseevner for aluminium.

Resultatet viser også at VAR-modellen med aluminium og BDI slår den naive modellen i den siste perioden, noe som støtter opp under Bakshi et al. (2011) sin forskning. Det skal dog nevnes at i de andre periodene, gjør denne kombinasjonen det dårligere. Det er kun 5 av 45 indeksskombinasjoner som prognostiserer bedre enn den naive modellen, hvor 4 av 5 variabler er enkeltvis. Dette kan tyde på at disse fem indeksskombinasjonene gjør det bedre enn den naive modellen ved tilfeldighet.

Kombinasjonene av variablene som allerede gjorde det enkeltvis bedre enn den naive modellen, ga ingen betydelige forbedringer i prognoseevnen. Dette kan tyde på at ved å kombinere gode variabler ikke nødvendigvis forbedrer prognoseevnen i VAR-modellen.

Avslutningsvis ønsker vi å sammenligne alle modellene vi har benyttet i denne studien for å se hvilken modell som gir den beste predikasjonen for aluminiumsprisen for *out-of-sample* perioden. Vi har gjennom studien testet de økonometriske modellene AR(p), ARIMA og VAR, i tillegg til futureskontraktene som prognose. Tabell 14 nedenfor, viser de to beste resultatene fra hver modell. Her ser vi at futureskontrakter som prognose ikke ga bedre resultat enn den naive modellen.

Tabell 14: Sammenligning av beste resultatene fra hver modell.

In-sample			Out-of-sample		
Modell	Periode	Variabler	MSE	MAE	MAPE
Naive modellen uten drift			8 927	69,9	3,74 %
Futures som prognose		Ingen bedre. 1 lag.	10 061	72,9	3,94 %
AR(p)	1996-2014	AR(12)	8 304	67,9	3,64 %
	1996-2014	AR(15)	8 345	69,2	3,72 %
ARIMA	1996-2014	(3,1,6)	9 320	68,7	3,68 %
	1996-2014	(6,1,3)	9 382	68,9	3,70 %
VAR	2009-2014	Aluminiumsprisen, futures 3 mnd. og 15 mnd.	7 799	67,9	3,63 %
	2009-2014	Aluminiumsprisen, futures 3 mnd, 15 mnd, 27 mnd	7 832	68,1	3,64 %

AR(p)-modellen er den enkleste modellen som ga et av de bedre resultatene i tabell 14 ovenfor, ved bruk av AR(12). ARIMA-modellens to beste modeller slår den naive modellen på MAE og MAPE, men ikke på MSE. VAR-modellen er den mest avanserte modellen vi har i denne studien, hvor vi inkluderer et utvalg av ulike variabler for å oppnå det beste resultatet. De to beste VAR-modellene benyttet seg av de rullerende futureskontraktene.

AR(p) og ARIMA får best resultat ved *in-sample* periode fra 1996 til 2014, i motsetning til VAR-modellen som får best resultat ved *in-sample* perioden fra 2009 til 2014. Dette indikerer at AR(p) og ARIMA foretrekker lang *in-sample* periode, mens VAR-modellen foretrekker kortere og nyere *in-sample* periode.

Ved å se på MAPE ser vi at de to beste modellene er AR(p) og VAR som har MAPE på 3,63 % og 3,64 %. MAE er tilnærmet lik hos begge modellene. Derimot har VAR-modellen en bedre MSE som indikerer at VAR-modellen unngår de større avvikene på prognosen.

9. Konklusjon

Formålet med denne studien er å undersøke hvordan de utvalgte økonometriske modellene gjør det som prognoser for aluminiumsprisen ved LME. Dette er av interesse for hedgere og spekulanter, for å jobbe systematisk med sine investeringsbeslutninger. De er avhengige av gode prognoseverktøy for et godt beslutningsgrunnlag. Gode prognoseverktøy kan skape en bedre forståelse for hvordan aluminiumsprisen påvirkes av andre metaller, valutaer og indekser.

Det er lite litteratur som omhandler prognostisering av aluminium ved benyttelse av økonometriske modeller, dog finnes det mer litteratur som omhandler prognostisering av råolje og kobber. Vi har derfor hentet inspirasjon fra denne forskningen og undersøkt dette opp mot aluminiumsprisen. Mangelen på litteratur kan gjøre denne studien relevant og tidsriktig for aktører som benytter seg av aluminiumsmarkedet.

Følgende problemstilling er derfor besvart i denne oppgaven. Denne studien skal undersøke om, og eventuelt hvilke, økonometriske prognosemodeller som prognostiserer aluminiumsprisen bedre enn den naive modellen uten drift, i perioden 2015 til 2019. Studien har benyttet de økonometriske modellene AR(p), ARIMA og VAR, i tillegg til futureskontrakter som en prognose for aluminiumsprisen.

Konklusjonen på problemstillingen er at de nevnte modellene kan benyttes som prognose for aluminiumsprisen, men futureskontraktene vil kunne over- eller underprognostisere. Futureskontraktene prognostiserer ikke bedre enn den naive modellen basert på MSE, MAE eller MAPE. ARIMA-modellen prognostiserer bedre enn den naive modellen på MAE og MAPE, men ikke på MSE. Dette indikerer at ARIMA-modellen har enkelte større avvik på prognosen. AR(p)- og VAR-modellen prognostiserer bedre enn den naive modellen målt i MSE, MAE og MAPE. Dog viser resultatene at modellene kun gjør det minimalt bedre enn den naive modellen. Vi stiller oss derfor i tvil om det vil være økonomisk signifikant å benytte de mer avanserte modellene, i stedet for den enkle naive modellen uten drift.

En av svakhetene med denne studien er spuriøse sammenhenger mellom aluminium og variablene som vi benytter i VAR-modellen. En annen svakhet er antall *lags* som er benyttet i VAR-modellene. Vi har kun én *lag* ettersom vi utfører en statisk estimeringsstudie. Svakheten ved å kun inkludere én *lag* er at viktig informasjon kan ekskluderes og studien risikerer dermed

å ikke oppnå det beste resultatet. En annen svakhet med studien er at vi benytter indekser fra MSCI, S&P og Kilian som de eneste makroøkonomiske indeksene. Det kunne være interessant å benytte BNP indekser, for å bedre representere de makroøkonomiske forholdene i verden.

Til videre forskning kan vi anbefale å se nærmere på sammenhengen mellom aluminiumsprisen og valutakurser, ved å benytte andre modeller. Dette kan avdekke flere relasjoner mellom valutakurser og aluminium. Det kan også gjennomføres en mer omfattende VAR-modell med flere *lags*, tillegg til flere variabler. Dette er interessant for å undersøke flere kombinasjoner av variabler. Vi kan også anbefale videre studier å se på predikasjonsevnen til BNP indekser, med spesielt fokus mot storprodusentene av aluminium. Dette kan gi en bedre forståelse for makroøkonomisk påvirkning på aluminiumsprisen. På bakgrunn av et interessant funn av prognoseevnen til positive og negative prisendringer basert på basis, anbefales en mer omfattende studie på dette temaet.

10. Referanseliste

- Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis 4 volume set*. Chichester England John Wiley & Sons Ltd
- Alquist, R. & Kilian, L. (2010). What do we learn from the price of crude oil futures? . *Journal of Applied Econometrics* 25: 539-573. doi: 10.1002/jae.1159.
- Aluminiumleader. (2020). *How the world of aluminum market works*. Tilgjengelig fra: https://www.aluminiumleader.com/economics/how_aluminium_market_works/ (lest 20.04.2020).
- ATG. (2020). *Aluminum The Aluminum Transportation Group*. Tilgjengelig fra: <https://www.drivealuminum.org/> (lest 21.04.2020).
- Bakshi, G., Panayotov, G. & Skoulakis, G. (2011). The Baltic Dry Index as a Predictor of Global Stock Returns, Commodity Returns, and Global Economic Activity. *Social Science Research Network*: 52. doi: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1747345>.
- Bell, T. (2020). *The Biggest Aluminium Producers of 2018*: ThoughtCo. Tilgjengelig fra: <https://www.thoughtco.com/the-10-biggest-aluminum-producers-2339724> (lest 27.05.2020).
- Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance*. 4th edition utg. Cambridge UK: Cambridge University Press.
- Brown, P. P. & Hardy, N. (2019a). *Forecasting Aluminium Price with Commodity Currencies*: Munich Personal RePEc Archive Tilgjengelig fra: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/97005/> (lest 24.04.2020).
- Brown, P. P. & Hardy, N. (2019b). Forecasting Base Metal Prices with the Chilean Exchange Rate. *Resource Policy*, 62: 256-281. doi: <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.02.019>.
- Carter, C. A. (2017). *Futures and Options Markets; An introduction*. Davis, California: RebelText.
- Chen, J. (2019). *S&P GSCI*. Investopedia. Tilgjengelig fra: <https://www.investopedia.com/terms/g/gsci.asp> (lest 20.04.2020).
- Cootner, P. (1960). Returns to Speculators: Telser versus Keynes. I: b. 68 *Journal of Political Economy*, s. 396-404. Tilgjengelig fra: <https://www.jstor.org/stable/1830013> (lest 23.04.2020).
- Dooley, G. & Lenihan, H. (2005). An Assessment of Time Series Methods in Metal Price Forecasting. *Resource Policy*, 30: 208-217. doi: 10.1016/j.resourpol.2005.08.007.

- Exchange, B. (2020). *Baltic Exchange Dry Index*: Baltic Exchange / Datastream. Tilgjengelig fra: <https://www.balticexchange.com/market-information/indices/BDI/> (lest 23.04.2020).
- Fama, E. F. & French, K. R. (1987). *Commodity Futures Prices: Some Evidence on Forecast Power, Premiums, and the Theory of Storage*. The Journal of Business, b. 60. Tilgjengelig fra: <https://www.jstor.org/stable/2352947> (lest 23.04.2020).
- Gjøølberg, O. (2017). Oil Futures Revisited. I: Mette Bjørndal, Gjesdal, F. & Mjøs, A. (red.) *Finance in Society - An Anthology in Honour of Thore Johnsen*, s. 378- 388: Cappelen Damm Akademisk
- Harmon, T. & Cheif, C. R.-V. M. (1998). *UNCTAD Assesses Effects on Assian Crises on Developing Countries Trade*. I: Thomas, H. & Chief, C. R.-V. M. (red.): United Nations. Tilgjengelig fra: <https://unctad.org/en/pages/PressReleaseArchive.aspx?ReferenceDocId=3247> (lest 23.04.2020).
- Home, A. (2019). *New Controversy Engulfs London Metal Exchanges Warehouses*. Reuters Tilgjengelig fra: <https://www.reuters.com/article/us-lme-aluminium-ahome/new-controversy-engulfs-london-metal-exchanges-warehouses-andy-home-idUSKBN1QU200> (lest 20.04.2020).
- Hydro, N. (2020). *Om aluminium*. Norsk Hydro. Tilgjengelig fra: <https://www.hydro.com/no-NO/om-aluminium> (lest 24.04.2020).
- IAI. (2020a). *Aluminium Benefits* The futures moves with aluminium The International Aluminium Institute. Tilgjengelig fra: <http://transport.world-aluminium.org/home/> (lest 21.04.2020).
- IAI. (2020b). *Current IAI Statistics*. World Aluminium The International Aluminium Institute Tilgjengelig fra: <http://www.world-aluminium.org/statistics/> (lest 23.04.2020).
- Investing.com. (2020). *USD/RUB - US Dollar Russian Ruble*: Investing.com. Tilgjengelig fra: <https://www.investing.com/currencies/usd-rub-historical-data> (lest 23.04.2020).
- ITC. (2020). *International Trade Statistics 2001- 2020*: International Trade Center. Tilgjengelig fra: <http://www.intracen.org/itc/market-info-tools/trade-statistics/> (lest 21.04.2020).
- Jansen, D. W. & Bejarano, J. A. (2011). *Forecasting Aluminium Prices: the Efficacy of using LME Futures Prices to Forecast Future Spot Prices*: Unpublished Tilgjengelig fra: <https://pdfs.semanticscholar.org/9cd7/5a7303845b71b0d32e2d8f4937d57b001062.pdf> (lest 25.04.2020).
- Kaldor, N. (1939). *Speculation and Economic Stability*. *The Review of Economic Studies*, 7 (1): 1-27. doi: <https://doi.org/10.2307/2967593>.

- Kilian, L. & Zhou, X. (2018). Modeling Fluctuation in the Global Demand for Commodities. *Journal of International Money and Finance* 88 (November 2018): 54-78. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2018.07.001>.
- Kilian, L. (2020). *Data Sets*: Lutz Kilian Homepage. Tilgjengelig fra: <https://sites.google.com/site/lkilian2019/research/data-sets> (lest 14.02.2020).
- Krauss, C. (2008). *Commodity Prices Tumble*. The New York Times. Tilgjengelig fra: <https://www.nytimes.com/2008/10/14/business/economy/14commodities.html> (lest 24.04.2020).
- Kriechbaumer, T., Angus, A., Parsons, D. & Casado, M. R. (2013). An Improved Wavelet-ARIMA Approach for Forecasting Metalprices. *Resource Policy*, 39: 32-41. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.resourpol.2013.10.005>.
- LME. (2020). *Warehouse Reform 2013-2016*. London Metal Exchange. Tilgjengelig fra: <https://www.lme.com/en-GB/Trading/Warehousing/Warehouse-Reform-2013-2016> (lest 20.04.2020).
- Martin, W. (2019). *A Wild Debt Boom Which Fueled Rapid Growth for China and Emerging Markets 'May Already Have Burst'*. Business Insider. Tilgjengelig fra: <https://www.businessinsider.com/china-and-emerging-market-debt-bubble-set-to-burst-2019-2?r=US&IR=T> (lest 23.04.2020).
- MSCI. (2020a). *Emerging Market Energy Index*: MSCI. Tilgjengelig fra: <https://www.msci.com/documents/10199/d76b6d61-62c5-481d-bf87-f9e19963e025> (lest 20.04.2020).
- MSCI. (2020b). *Emerging Market Index*: MSCI. Tilgjengelig fra: <https://www.msci.com/documents/10199/c0db0a48-01f2-4ba9-ad01-226fd5678111> (lest 20.04.2020).
- MSCI. (2020c). *MSCI World Index*: MSCI. Tilgjengelig fra: <https://www.msci.com/documents/10199/178e6643-6ae6-47b9-82be-e1fc565ededb> (lest 20.04.2020).
- Nordås, H. K. & Tenold, S. (1999). *The impact of the financial and economic crisis in Asia on Norway's major development partners*. Report submitted to the Norwegian Ministry of Foreign Affairs: Chr. Michelsen Institute Development Studies and Human Rights. Tilgjengelig fra: <https://open.cmi.no/cmi-xmlui/handle/11250/2435990> (lest 25.04.2020).
- Pines, L. (2018). *Hong Kong's Import and Exports - Top 5 Commodities Keeping this Dollar Rolling*: commodity.com. Tilgjengelig fra: <https://commodity.com/hong-kong/> (lest 23.04.2020).
- Reeve, T. A. & Vigfusson, R. J. (2011). Evaluating the Forecasting Performance of Commodity Futures Prices. *International Finance Discussion Papers* (1025). doi: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1912969>.

- Ross, S. (2019). *4 Countries That Produce the Most Food.*: Investopedia Tilgjengelig fra: <https://www.investopedia.com/articles/investing/100615/4-countries-produce-most-food.asp> (lest 15.05.2020).
- Schwert, G. W. (2002). Tests for Unit Roots: A Monte Carlo Investigation. *Journal of Business & Economic Statistics*, 7 (2): 5-17. doi: <https://doi.org/10.1198/073500102753410354>.
- Singh, M. (2019). *The 2007-08 Financial Crisis in Review*. Investopedia. Tilgjengelig fra: <https://www.investopedia.com/articles/economics/09/financial-crisis-review.asp> (lest 15.04.2020).
- SNL. (2020a). *Aluminium*. Store Norske Leksikon. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/aluminium> (lest 24.04.2020).
- SNL. (2020b). *Norsk Hydro*. Store Norske Leksikon. Tilgjengelig fra: https://snl.no/Norsk_Hydro (lest 24.04.2020).
- TAA. (2020a). *Aircraft and Aerospace*. The Aluminium Association. Tilgjengelig fra: <https://www.aluminum.org/product-markets/aircraft-aerospace> (lest 20.04.2020).
- TAA. (2020b). *Building and Construction*. The Aluminium Association. Tilgjengelig fra: <https://www.aluminum.org/product-markets/building-construction> (lest 20.04.2020).
- TAA. (2020c). *Electrical*. The Aluminium Association. Tilgjengelig fra: <https://www.aluminum.org/product-markets/electrical> (lest 20.04.2020).
- TAA. (2020d). *Foil & Packaging*. The Aluminium Association. Tilgjengelig fra: <https://www.aluminum.org/product-markets/foil-packaging> (lest 23.04.2020).
- USGS. (2019). Mineral Commodity Summaries. *United States Geological Survey*: 25. doi: <https://doi.org/10.3133/70202434>.
- Wald, A. & Wolfowitz, J. (1940). *On a Test Whether Two Samples Are from the Same Population*. *The Annals of Mathematical Statistics*, b. 11. Tilgjengelig fra: https://www.jstor.org/stable/2235872?seq=1#metadata_info_tab_contents (lest 20.04.2020).
- Working, H. (1933). Price Relations between July and September Wheat Futures at Chicago since 1885. *Wheat studies of the food research institute*, 6: 187-240. doi: <http://dx.doi.org/10.22004/ag.econ.142876>.

11. Vedlegg

11.1 Resultat fra ARIMA-modellen

ARIMA	<i>In-sample</i>	MSE	MAE	MAPE
Naive modell u/drift		8927	69,9	3,74 %
(3,1,3)	1996-2014	9374	69,5	3,73 %
(3,1,6)	1996-2014	9320	68,7	3,68 %
(3,1,8)	1996-2014	9498	71,3	3,81 %
(3,1,11)	1996-2014	9274	71,7	3,77 %
(6,1,3)	1996-2014	9382	68,9	3,70 %
(6,1,6)	1996-2014	9033	70,0	3,75 %
(6,1,8)	1996-2014	9629	72,4	3,89 %
(6,1,11)	1996-2014	9274	70,5	3,78 %
(8,1,3)	1996-2014	9742	71,6	3,83 %
(8,1,6)	1996-2014	9685	72,5	3,90 %
(8,1,8)	1996-2014	9675	71,7	3,85 %
(8,1,11)	1996-2014	9702	71,1	3,81 %
(11,1,3)	1996-2014	9297	70,6	3,77 %
(11,1,6)	1996-2014	9141	69,9	3,75 %
(11,1,8)	1996-2014	9594	70,8	3,79 %
(11,1,11)	1996-2014	9231	70,4	3,76 %
(3,1,3)	2001-2014	9679	70,3	3,77 %
(3,1,6)	2001-2014	9588	69,2	3,71 %
(3,1,8)	2001-2014	9594	71,8	3,87 %
(3,1,11)	2001-2014	9388	71,2	3,79 %
(6,1,3)	2001-2014	9633	69,4	3,72 %
(6,1,6)	2001-2014	9046	70,2	3,76 %
(6,1,8)	2001-2014	9742	73,1	3,93 %
(6,1,11)	2001-2014	9390	71,4	3,83 %
(8,1,3)	2001-2014	9742	72,6	3,83 %
(8,1,6)	2001-2014	9686	73,5	3,90 %
(8,1,8)	2001-2014	9675	72,2	3,85 %
(8,1,11)	2001-2014	9702	71,8	3,81 %
(11,1,3)	2001-2014	9297	71,1	3,77 %
(11,1,6)	2001-2014	9141	70,7	3,75 %
(11,1,8)	2001-2014	9594	71,5	3,79 %
(11,1,11)	2001-2014	9231	70,7	3,76 %
(3,1,3)	2009-2014	9506	70,1	3,76 %
(3,1,6)	2009-2014	9349	69,6	3,73 %
(3,1,8)	2009-2014	9116	71,6	3,83 %
(3,1,11)	2009-2014	9934	73,6	3,93 %
(6,1,3)	2009-2014	9442	69,9	3,75 %
(6,1,6)	2009-2014	9393	73,0	3,94 %
(6,1,8)	2009-2014	9279	72,1	3,88 %
(6,1,11)	2009-2014	10072	74,4	4,00 %
(8,1,3)	2009-2014	9264	72,0	3,86 %
(8,1,6)	2009-2014	9251	71,9	3,86 %
(8,1,8)	2009-2014	9522	72,1	3,87 %
(8,1,11)	2009-2014	10086	74,1	3,97 %
(11,1,3)	2009-2014	9518	72,0	3,84 %
(11,1,6)	2009-2014	9622	72,8	3,91 %

(11,1,8)	2009-2014	9631	72,9	3,90 %
(11,1,11)	2009-2014	10239	74,4	3,98 %

11.2 Resultater fra alle utførte VAR-modeller.

Kategori	Periode	Differensierte variabler*	MSE	MAE	MAPE
Random Walk med drift			8933	69.9	3.75 %
Random Walk uten drift			8927	69.9	3.74 %
Metaller	09-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd	7799	67.9	3.63 %
Metaller	09-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd, 27 mnd	7832	68.1	3.64 %
Metaller	09-'14	Futures 15 mnd	8025	68,4	3,64 %
Metaller	09-'14	Futures 27 mnd	8229	69,4	3,68 %
Metaller	09-'14	Futures 3 mnd	7941	68.4	3.68 %
Metaller	09-'14	Nikkel-, bly- og tinnpris	8512	69.3	3.69 %
Metaller	01-'14	Futures 3 mnd	8697	69.0	3.70 %
Metaller	09-'14	Kobber-, nikkel-, bly- og tinnpris	8451	69.5	3.71 %
Metaller	09-'14	Blypris	8640	69.9	3.72 %
Metaller	01-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd	8808	69.4	3.73 %
Metaller	09-'14	Tinnpris	8785	70.0	3.74 %
Metaller	01-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd, 27 mnd	8874	69.8	3.75 %
Metaller	96-'14	Futures 3 mnd	8915	70.0	3.75 %
Metaller	96-'14	6 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9169	70,0	3,75 %
Metaller	96-'14	9 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9169	70,1	3,75 %
Metaller	96-'14	2 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9218	70,0	3,76 %
Metaller	96-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd	8928	70.1	3.76 %
Metaller	09-'14	Tinn-, kobber- og nikkelpris	8497	70.3	3.76 %
Metaller	09-'14	Bly- og tinnpris	8683	70.6	3.76 %
Metaller	96-'14	3 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9188	70,2	3,77 %
Metaller	96-'14	1 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9222	70,3	3,77 %
Metaller	96-'14	Tinnpris	9052	70.5	3.77 %
Metaller	09-'14	Bly-, tinn- og kobberpris	8642	70.7	3.77 %
Metaller	09-'14	Nikkel- og blypris	8761	70.8	3.77 %
Metaller	01-'14	2 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9300	70,4	3,77 %
Metaller	01-'14	6 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9239	70,6	3,78 %
Metaller	01-'14	9 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9235	70,7	3,79 %
Metaller	01-'14	1 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9315	70,7	3,79 %
Metaller	01-'14	3 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9270	70,7	3,79 %
Metaller	01-'14	Tinnpris	9126	70.8	3.79 %
Metaller	96-'14	Nikkelpris	9122	70.8	3.79 %
Metaller	09-'14	Tinn- og kobberpris	8669	70.9	3.79 %
Metaller	96-'14	Futures 3 mnd, 15 mnd, 27 mnd	9057	70.7	3.80 %
Metaller	96-'14	Nikkel-, bly- og tinnpris	9160	70.8	3.80 %
Metaller	09-'14	Kobber-, nikkel- og blypris	8655	71.2	3.80 %
Metaller	96-'14	Futures 27 mnd	9149	71,0	3,81 %
Metaller	96-'14	Futures 15 mnd	9171	71,1	3,81 %

Metaller	96-'14	Bly- og tinnpris	9231	71.2	3.81 %
Metaller	09-'14	Nikkelpris	8972	71.3	3.81 %
Metaller	01-'14	Nikkelpris	9220	71.4	3.82 %
Metaller	01-'14	Nikkel-, bly- og tinnpris	9287	71.4	3.82 %
Metaller	09-'14	9 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9314	71,9	3,83 %
Metaller	09-'14	6 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9322	71,8	3,83 %
Metaller	96-'14	Tinn-, kobber- og nikkelpris	8868	71.6	3.84 %
Metaller	01-'14	Bly- og tinnpris	9341	71.6	3.84 %
Metaller	96-'14	Nikkel- og blypris	9295	71.7	3.84 %
Metaller	09-'14	Kobberpris	8722	71.8	3.84 %
Metaller	09-'14	Kobber- og nikkelpris	8733	71.8	3.84 %
Metaller	96-'14	Blypris	9320	71.8	3.85 %
Metaller	01-'14	Tinn-, kobber- og nikkelpris	8942	71.9	3.85 %
Metaller	01-'14	Futures 27 mnd	9400	71,9	3,85 %
Metaller	09-'14	3 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9349	71,9	3,86 %
Metaller	96-'14	Kobber- og nikkelpris	8934	72.1	3.87 %
Metaller	96-'14	Tinn- og kobberpris	9006	72.3	3.87 %
Metaller	01-'14	Futures 15 mnd	9503	72,4	3,88 %
Metaller	01-'14	Kobber- og nikkelpris	9000	72.4	3.88 %
Metaller	01-'14	Nikkel- og blypris	9442	72.4	3.88 %
Metaller	01-'14	Tinn- og kobberpris	9063	72.5	3.88 %
Metaller	01-'14	Blypris	9460	72.5	3.88 %
Metaller	09-'14	2 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9549	72,5	3,89 %
Metaller	96-'14	Kobberpris	9044	72.6	3.89 %
Metaller	01-'14	Kobberpris	9097	72.8	3.90 %
Metaller	09-'14	1 mnd gjennomsnittlig futures kontrakt	9443	73,3	3,92 %
Metaller	96-'14	Kobber-, nikkel-, bly- og tinnpris	9166	73.2	3.93 %
Metaller	96-'14	Kobber-, nikkel-, og blypris	9233	73.8	3.96 %
Metaller	01-'14	Kobber-, nikkel-, bly- og tinnpris	9283	73.9	3.96 %
Metaller	96-'14	Bly-, tinn- og kobberpris	9287	73.9	3.96 %
Metaller	01-'14	Kobber-, nikkel-, og blypris	9341	74.3	3.99 %
Metaller	01-'14	Bly-, tinn- og kobberpris	9390	74.4	3.99 %
Valuta	09-'14	AUD/USD	8413	68.8	3.65 %
Valuta	01-'14	BRL/USD, AUD/USD	8409	68.3	3.66 %
Valuta	96-'14	BRL/USD, AUD/USD	8503	68.4	3.66 %
Valuta	96-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD	8521	68.7	3.67 %
Valuta	01-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD	8457	68.9	3.67 %
Valuta	01-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD, SGD/USD	8619	68.9	3.68 %
Valuta	01-'14	BRL/USD	8447	68.6	3.68 %
Valuta	09-'14	BRL/USD, AUD/USD	8261	69.7	3.69 %
Valuta	09-'14	BRL/USD, AUD/USD, SGD/USD	8350	69.8	3.69 %
Valuta	96-'14	BRL/USD	8684	69.1	3.70 %
Valuta	09-'14	SGD/USD	8297	69.7	3.71 %
Valuta	09-'14	NOK/USD	8629	70.0	3.71 %

Valuta	09-'14	BRL/USD	8305	70.2	3.71 %
Valuta	96-'14	BRL/USD, AUD/USD, NZD/USD, SGD/USD	8665	69.4	3.71 %
Valuta	96-'14	AUD/USD	8691	69.3	3.71 %
Valuta	01-'14	AUD/USD	8705	69.4	3.72 %
Valuta	09-'14	BRL/USD, AUD/USD, SGD/USD, NOK/USD	8327	70.1	3.72 %
Valuta	96-'14	AUD/USD, NZD/USD	8709	69.6	3.72 %
Valuta	01-'14	100INR/USD, HKD/USD, SGD/USD	8392	70.0	3.74 %
Valuta	09-'14	CAD/USD	8510	70.0	3.74 %
Valuta	09-'14	100INR/USD, HKD/USD, SGD/USD	8048	70.4	3.74 %
Valuta	96-'14	NZD/USD	8846	69.8	3.74 %
Valuta	96-'14	100INR/USD, HKD/USD, SGD/USD	8345	69.8	3.75 %
Valuta	01-'14	NZD/USD	8881	69.9	3.75 %
Valuta	01-'14	AUD/USD, NZD/USD	8770	70.1	3.75 %
Valuta	09-'14	NZD/USD	8564	70.5	3.75 %
Valuta	09-'14	BRL/USD, AUD/USD, SGD/USD, NOK/USD, CAD/USD	8610	71.2	3.76 %
Valuta	96-'14	SGD/USD	8808	70.1	3.76 %
Valuta	96-'14	NOK/USD	8935	70.4	3.76 %
Valuta	09-'14	HKD/USD	8795	70.9	3.77 %
Valuta	09-'14	AUD/USD, NZD/USD	8891	71.2	3.77 %
Valuta	01-'14	SGD/USD	8830	70.3	3.77 %
Valuta	01-'14	NOK/USD	8988	70.6	3.77 %
Valuta	96-'14	NOK/USD, RUB/USD	8935	70.6	3.78 %
Valuta	96-'14	HKD/USD	8840	70.7	3.79 %
Valuta	96-'14	AED/USD- v **	9143	70.9	3.80 %
Valuta	09-'14	CNY/USD	8945	71.4	3.80 %
Valuta	96-'14	CAD/USD	8939	70.7	3.80 %
Valuta	96-'14	AED/USD	9162	71.0	3.80 %
Valuta	09-'14	100INR/USD, CNY/USD, HKD/USD, SGD/USD	8358	72.0	3.81 %
Valuta	01-'14	HKD/USD	8965	71.1	3.81 %
Valuta	96-'14	RUB/USD	9150	71.2	3.82 %
Valuta	01-'14	AED/USD- v **	9197	71.2	3.82 %
Valuta	09-'14	AED/USD- v **	9197	71.2	3.82 %
Valuta	01-'14	100INR/USD, CNY/USD, HKD/USD, SGD/USD	8350	71.3	3.82 %
Valuta	96-'14	RUB/USD- v **	9197	71.5	3.82 %
Valuta	01-'14	CAD/USD	9010	71.1	3.82 %
Valuta	96-'14	HKD/USD- v **	9180	71.2	3.83 %
Valuta	96-'14	100INR/USD, CNY/USD, HKD/USD, SGD/USD	8297	71.3	3.83 %
Valuta	01-'14	AED/USD	9273	71.6	3.83 %
Valuta	09-'14	NOK/USD, RUB/USD	8853	72.4	3.84 %
Valuta	96-'14	100INR/USD	8999	71.8	3.85 %
Valuta	09-'14	AED/USD	9017	72.4	3.86 %

Valuta	96-'14	CNY/USD	8983	72.1	3.86 %
Valuta	01-'14	CNY/USD	9063	72.2	3.87 %
Valuta	01-'14	100INR/USD	9059	72.2	3.87 %
Valuta	01-'14	HKD/USD-lvl**	9432	72.3	3.89 %
Valuta	09-'14	HKD/USD-lvl**	9432	72.3	3.89 %
Valuta	01-'14	RUB/USD-lvl**	9500	73.4	3.90 %
Valuta	09-'14	RUB/USD-lvl**	9500	73.4	3.90 %
Valuta	09-'14	RUB/USD	9088	73.7	3.91 %
Valuta	09-'14	100INR/USD	8834	73.7	3.91 %
Valuta	96-'14	US\$ index	9178	73.5	3.94 %
Valuta	96-'14	CLP/USD	9133	73.9	3.96 %
Valuta	01-'14	CLP/USD	9227	74.6	4.00 %
Valuta	09-'14	CLP/USD	8744	75.2	4.00 %
Valuta	01-'14	NOK/USD, RUB/USD	9837	75.0	4.04 %
Valuta	01-'14	US\$ index	9653	75.5	4.06 %
Valuta	09-'14	US\$ Indeks	10229	78.6	4.19 %
Valuta	01-'14	RUB/USD	10962	80.4	4.33 %
Indekser	09-'14	BDI	8755	68.4	3.67 %
Indekser	09-'14	MSCI World Energy	8501	68,9	3,70 %
Indekser	09-'14	MSCI EM Energy	8566	69.4	3.70 %
Indekser	09-'14	MSCI EM, MSCI EM Energu	8577	69.4	3.70 %
Indekser	09-'14	S&P GSCI	7697	69.4	3.74 %
Indekser	96-'14	S&P GSCI	7848	69.7	3.77 %
Indekser	09-'14	MSCI World, MSCI World Energy	8735	70.4	3.77 %
Indekser	09-'14	MSCI EM	8488	70.5	3.77 %
Indekser	09-'14	BDI-lvl**	9029	69.3	3.78 %
Indekser	01-'14	S&PGSCI	7925	69.9	3.78 %
Indekser	96-'14	MSCI EM, MSCI EM Energy	8951	70.8	3.79 %
Indekser	01-'14	MSCI EM, MSCI EM Energy	9029	70.9	3.79 %
Indekser	09-'14	Varelager	8957	71.0	3.79 %
Indekser	96-'14	BDI-lvl**	9139	70.8	3.80 %
Indekser	96-'14	MSCI EM Energy	8892	70.9	3.80 %
Indekser	09-'14	MSCI World	8810	71.0	3.80 %
Indekser	01-'14	MSCI EM Energy	8953	71.1	3.80 %
Indekser	96-'14	MSCI World Energy	8869	10,8	3,81 %
Indekser	01-'14	BDI-lvl**	9224	71.2	3.82 %
Indekser	01-'14	MSCI World Energy	8946	71,1	3,83 %
Indekser	09-'14	WTI Råolje	8595	71.6	3.83 %
Indekser	96-'14	WTI Råolje	8877	71.7	3.84 %
Indekser	96-'14	BDI	9204	72.1	3.86 %
Indekser	01-'14	WTI Råolje	8942	72.1	3.86 %
Indekser	09-'14	MSCI WORLD, MSCI EM, MSCI WORLD ENERGY, MSCI EM ENERGY	9461	73.3	3.86 %
Indekser	96-'14	MSCI EM	8900	72.4	3.88 %

Indekser	01-'14	BDI	9291	72.5	3.88 %
Indekser	01-'14	MSCI EM	8968	72.7	3.89 %
Indekser	96-'14	Varelager	9641	73.7	3.93 %
Indekser	96-'14	MSCI World, MSCI World Energy	9220	73.7	3.96 %
Indekser	01-'14	Varelager	9789	74.5	3.97 %
Indekser	96-'14	MSCI WORLD	9293	74.1	3.98 %
Indekser	96-'14	MSCI WORLD, MSCI EM, MSCI WORLD ENERGY, MSCI EM ENERGY	10000	75.8	4.02 %
Indekser	09-'14	Kilian- <i>lvl</i> **	9980	74.5	4.05 %
Indekser	09-'14	Kilian	10127	77.2	4.09 %
Indekser	96-'14	Kilian- <i>lvl</i> **	10063	75.8	4.09 %
Indekser	96-'14	Kilian	10017	76.8	4.11 %
Indekser	01-'14	Kilian- <i>lvl</i> **	10157	76.2	4.12 %
Indekser	01-'14	Kilian	10128	77.1	4.12 %
Indekser	01-'14	MSCI WORLD, MSCI EM, MSCI WORLD ENERGY, MSCI EM ENERGY	10816	82.2	4.35 %
Indekser	01-'14	MSCI WORLD	14984	93.3	4.76 %
Indekser	01-'14	MSCI World, MSCI World Energy	15001	93.4	4.76 %
Indekser	96-'14	S&P 500	12629	90.5	4.92 %
Indekser	01-'14	S&P 500	16030	103.8	5.64 %
Indekser	09-'14	S&P 500	21771	119.6	6.64 %
Kombi.	'09-'14	AUD/USD, BDI	8467	68,8	3,64 %
Kombi.	'09-'14	Futures 3 mnd. AUD/USD, BDI	8341	69,0	3,65 %
Kombi.	'09-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD	8253	68,9	3,66 %
Kombi.	'01-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD, BRL/USD	8417	68,3	3,66 %
Kombi.	'01-'14	Futures 3 mnd, BRL/USD	8451	68,6	3,68 %
Kombi.	'09-'14	Futures 3 mnd, BDI	8458	69,5	3,70 %
Kombi.	'01-'14	Futures 3 mnd, AUD/USD	8650	69,1	3,70 %

Differensiert aluminiumspris er inkludert i alle modellene. *lvl* – variabel er ikke differensiert, men aluminiumsprisen er det hver gang.*



Norges miljø- og biovitenskapelige universitet
Noregs miljø- og biovitenskapelige universitet
Norwegian University of Life Sciences

Postboks 5003
NO-1432 Ås
Norway