

Framskrivning av lakseprisen

Sammenligning av prediksjonskraften til
State Space og ARIMA modeller

Oddbjørn Bårsaune

Industriell økonomi og teknologiledelse

Innlevert: juni 2017

Hovedveileder: Sjur Westgaard, IØT

Medveileder: Torun Sæther Fretheim, Universitet i Tromsø

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Institutt for industriell økonomi og teknologiledelse

Problembeskrivelse

I denne masteroppgaven framskrives spotprisen på laks ved bruk av State Space og ARIMA modeller. En rekke risikofaktorer vurderes kvalitativt, og et utvalg av disse benyttes videre som forklaringsvariabler i modellene. Formålet er å finne modeller som framskriver spotprisen med minst mulig prediksjonsfeil. Resultatene vil også kunne gi kunnskap om hvilke risikofaktorer og karakteristikker som er mest relevant for å forklare endringer i lakseprisen. Prisen predikeres månedlig, opp til tolv måneder fremover i tid.

Forord

Dette er en avsluttende masteroppgave i Investering, finans og økonomistyring ved Industriell økonomi og teknologiledelse på NTNU. Oppgaven er skrevet i perioden januar til juni 2017.

Jeg har en god faglig bakgrunn i finans og økonomi, i tillegg til jobberfaring som analytiker mot oppdrettsbransjen, og ønsker derfor å studere et tema hvor denne kompetansen kan utnyttes.

Mitt mål er at deler av masteroppgaven skal belyse et område som i liten eller ingen grad er dekket av tidligere forskning. Det er mye litteratur relatert til lakseprisen i Norge, men så vidt meg bekjent er det i liten grad forsket på månedlige framskrivinger av lakseprisen med det datagrunnlaget som er benyttet i denne oppgaven.

Jeg vil takke min veileder Sjur Westgaard for et meget godt samarbeid gjennom prosessen. Takk til Torun Fretheim ved Universitetet i Tromsø for svært nyttige innspill, tilbakemeldinger og motiverende ord underveis i prosessen. Videre vil jeg takke Kontali Analyse AS for tilgang til data og informasjon, og for å ha gitt meg muligheten til å bli bedre kjent med oppdrettsbransjen.

Trondheim, juni 2017

Oddbjørn Bårsaune

Sammendrag

Hovedformålet med denne masteroppgaven er å undersøke om State Space eller ARIMA modeller egner seg best til å predikere spotprisen på laks i det norske markedet. Resultatene vil også kunne gi økt kunnskap om hvilke risikofaktorer og karakteristikker som er mest relevante for å forklare endringer i lakseprisen.

Det gjøres en kvalitativ vurdering av aktuelle risikofaktorer, hvor et utvalg benyttes videre som forklaringsvariabler i modeller. Forklaringsvariablene som benyttes i modellene er tilførselen av laks fra Norge, global tilførsel (ekskludert Norge), EURNOK, en indeks av prisen på kylling, svin og biff, og voksne hunnlus per fisk i Norge. Det benyttes månedlige data som strekker seg fra januar 2005 til februar 2017. Analysene er utført ved bruk av STAMP og PcGive i OxMetrics.

Evalueringer av en rekke framskrivinger viser tydelig at State Space modeller egner seg best for månedlige prediksjoner av lakseprisen. Både ARIMA og ARFIMA modeller presterer dårlig målt ved prediksjonsfeil, noe som tyder på at utviklingen i lakseprisen ikke kan forklares av tidligere prisbevegelser og residualfeil.

Tilførsel fra Norge, lus og EURNOK er signifikante i samtlige modeller, og de to førstnevnte er inkludert i modellene som presterer best. Global tilførsel (ekskludert Norge) har antageligvis svært liten innvirkning på lakseprisen i Norge, noe som kan forklares med at verdens nest største produsent, Chile, har helt andre eksportmarkeder enn den norskproduserte laksen. Indeksen av kylling, svin og biff er middels signifikant, og er ikke inkludert i noen av de modellene som presterer best. Basert på produktegenskaper og tilgjengelighet er det usikkert om det i det hele tatt eksisterer noen direkte substitutter til laks i det europeiske markedet.

Sesongeffektene i lakseprisen har endret seg underveis i datasettet, men de har vært tydelige i august, september og desember. Prisen har vanligvis hatt et fall i august og september, og en kraftig stigning i desember. De beste State Space modellene inkluderer nivå, trend og dummy-variabler for månedene med tydeligst sesongvariasjoner. Det er lite som tyder på at lakseprisen har vært syklisk de siste årene, noe som kan forklares av et begrenset antall konsesjoner og MTB-systemet som hindrer overinvestering.

Abstract

The main objective of this master thesis is to compare the predictive power of State Space and ARIMA models. The results will enhance the knowledge of relevant risk factors and characteristics for the salmon price.

A qualitative review of a variety of risk factors leads to a group of variables that will be used in the regression models. The explanatory variables used in the models are supply from Norway, global supply (excluding Norway), EURNOK, an index of the price of chicken, beef and pork, and the average number of female sea lice per fish in Norway. The data used is monthly observations from January 2005 to February 2017. The analyzes were carried out by STAMP and PcGive, which are included in the OxMetrics software.

Evaluation results from numerous forecasts suggest that State Space models are considerable better for monthly price predictions. Both ARIMA and ARFIMA models perform very poorly, which indicates that the price development cannot be explained by previous price movements and residual errors.

Supply from Norway, sea lice and EURNOK are significant explanatory variables in all models, and the first two are included in the best performing models. According to my analysis, global supply (excluding Norway) is not a relevant factor in explaining the salmon spot price. The reason for this might be that Chile, which is the second largest producer of salmon, has different export markets than the salmon produced in Norway. The index of chicken, pork and beef is moderately significant, and is not included in the best performing models. Based on product features and availability it is not certain that there are any substitutes for salmon in the European market.

The seasonal effects on the salmon price have changed from 2005 to 2017, but they have been fairly stable in August, September and December. The price usually decreases in August and September, and increase in December. By exchanging seasonal effects with dummy variables for the months with most significant seasonal effects the State Space models perform better. The salmon price has not had a cyclical behavior the past years. A limited number of licenses prevents the possibilities for high investments, which is usually the reason for cyclical price movements.

Innholdsfortegnelse

1 Innledning	1
2 Laksemarkedet	3
2.1 Historien.....	3
2.2 Produksjonsprosessen	3
2.3 Produksjonsland og markeder.....	5
2.4 Biologisk risiko og politiske hendelser.....	7
2.5 Laksearter.....	7
3 Litteratur	9
4 Lakseprisen og relevante faktorer	12
4.1 Spotprisen	12
4.1.1 Historien bak Nasdaq-prisen.....	14
4.2 Tilbudssiden.....	14
4.2.1 Tilførsel av laks	14
4.2.2 Lus og sykdom.....	16
4.3 Etterspørselssiden	18
4.3.1 Valutakurser.....	18
4.3.2 Substitutter	18
4.4 Vurdering av andre faktorer.....	20
5 Teori.....	23
5.1 State Space modeller.....	23
5.1.1 Lokalt nivå modell	23
5.1.2 Lokalt nivå modell med trend	24
5.1.3 Lokalt nivå modell med forklaringsvariabler	24
5.1.4 Modell med sesongkomponenter	24
5.1.5 Modell med syklus.....	25
5.1.6 State Space formulering.....	26

5.1.7 Kalman-filter.....	26
5.2 ARIMA	27
5.2.1 Inkludering av forklaringsvariabler	28
5.2.2 Prosedyre	28
5.2.3 ARFIMA	29
5.3 Dummy-variabler.....	30
5.4 Evaluering av modeller.....	30
5.5 Scenarioanalyser	31
6 Deskriptiv statistikk	33
6.1 Sesongvariasjoner	36
7 Framskrivning.....	37
7.1 Forklaringsvariabler.....	37
7.2 State Space	38
7.2.1 Siste tolv måneder.....	38
7.2.2 Siste seks måneder	41
7.2.3 Siste tre måneder.....	43
7.3 ARIMA	44
7.3.1 Siste tolv måneder.....	45
7.3.2 Siste seks måneder	47
7.3.3 Siste tre måneder.....	48
7.3.4 ARFIMA	49
7.4 Oppsummering.....	50
8 Scenarioanalyse.....	52
8.1 Scenarioer for forklaringsvariablene.....	52
8.2 Siste tolv måneder.....	53
8.3 Siste seks måneder	55
8.4 Siste tre måneder.....	56

8.5 Fremover i tid.....	57
9 Sensitivitetsanalyse	60
9.1 Tilførsel fra Norge	60
9.2 EURNOK	61
9.3 Lus.....	62
9.4 Substitutter	63
10 Konklusjon.....	64
11 Referanser	66
Appendiks A: Grafer.....	69
Appendiks B: Valg av forklaringsvariabler	71
Appendiks C: State Space.....	73
Appendiks D: ARIMA.....	75
Appendiks E: ARFIMA	76

Figur- og tabelliste

Figur 2.1 – Teoretisk kapasitet og stående biomasse i Norge fra januar 2005 til juli 2016.	4
Figur 2.2 - Markedsandeler tilførsel av oppdrettet atlantisk laks i 2016.	5
Figur 2.3 - Global produksjon av laks og markedsandeler for Norge og Chile.	6
Figur 2.4 – Global handelsflyt av atlantisk laks målt i tonn. Kilde: Marine Harvest, Salmon Farming Industry Handbook 2016.	6
Figur 4.1 - Månedlig gjennomsnittlig spotpris.	13
Figur 4.2 - Månedlig tilførsel av laks fra Norge.	15
Figur 4.3 - Månedlig global tilførsel av laks, ekskludert Norge.	15
Figur 4.4 – Gjennomsnittlig månedlig voksne hunnlus per fisk i Norge.	17
Figur 4.5 – Gjennomsnittlig månedlig valutakurs mellom euro og den norske kronen.	18
Figur 4.6 – Månedlig indeksert prisutvikling på substitutter. Januar 2005 = 100.	20
Figur 4.7 - Gjennomsnittlig månedlig spotpris og eksportpris (venstre akse), og differansen mellom dem (høyre akse).	21
Figur 7.1 - Framskrivning med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra mars 2016 til februar 2017. Faktisk spotpris (blå farge) og predikert spotpris (grå farge).	39
Figur 7.2 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus.	40
Figur 7.3 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Det er inkludert dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.	41
Figur 7.4 - Framskrivning av modell med nivå, trend, syklus og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra september 2016 til februar 2017.	42
Figur 7.5 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Det er inkludert dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.	43
Figur 7.6 - Framskrivning av modell med nivå, sesongvariasjoner og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra desember 2016 til februar 2017.	44
Figur 7.7 - Framskrivning av ARIMA(2,1,1) modell med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler fra mars 2016 til februar 2017.	46
Figur 7.8 - Naiv framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.	47
Figur 7.9 – Naiv framskrivning av ARIMA(7,1,7) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra september 2016 til februar 2017.	48
Figur 7.10 - Framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra desember 2016 til februar 2017.	49
Figur 8.1 - State Space modell med nivå, trend og tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.	53

Figur 8.2 - State Space modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.....	54
Figur 8.3 – Naiv framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.....	55
Figur 8.4 - State Space modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.....	55
Figur 8.5 - State Space modell med nivå, sesongvariasjoner og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus.....	56
Figur 8.6 – ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.....	57
Figur 8.7 – Framskrivning av State Space modell med nivå, trend, dummy-variabler for august, september og desember fra 2012 og tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra mars 2017 til februar 2018.....	58
Figur 8.8 – Framskrivning av State Space modell med nivå, sesongvariasjoner og tilførsel fra Norge og EURNOK som forklaringsvariabler.....	58
Figur 8.9 – Naiv framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.....	59
Figur 9.1 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen tilførsel fra Norge.....	61
Figur 9.2 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen EURNOK.....	62
Figur 9.3 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen lus.....	63
Figur 9.4 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen substitutter.....	63
Tabell 4.1 - Hvordan det forventes at ulike forklaringsvariabler påvirker spotprisen.....	12
Tabell 6.1 - Deskriptiv statistikk for månedlige data januar 2005–februar 2017.....	33
Tabell 6.2 - Deskriptiv statistikk for logaritmen av data.....	34
Tabell 6.3 - Deskriptiv statistikk for differensiering av data.....	35
Tabell 6.4 – ACF og PACF for en differensiering av spotprisen.....	36
Tabell 6.5 - Gjennomsnittlig månedlig log-avkastning for hele datasettet og hvordan dette har utviklet seg over tid. I de åtte kolonnene til høyre er de første årene fra datasettet fjernet. Kolonnen med ”2011-” er for eksempel gjennomsnittlig månedlig log-avkastning basert på data fra januar 2011 til februar 2017.....	36
Tabell 7.1 - Evaluering av ulike State Space modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.....	39
Tabell 7.2 – Evaluering av modeller som baserer seg på tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Det er lagt til en og en forklaringsvariabel i modellene, dette er lus, lus med en forsinkelse og substitutter.....	40
Tabell 7.3 - Evaluering av modeller med dummy-variabler på måneder. Modellene tar utgangspunkt i tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel, hvor flere forklaringsvariabler legges til.....	41
Tabell 7.4 – Evaluering av modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.....	42

Tabell 7.5 - Evaluering av modeller med dummy-variabler for august, september og desember.	43
Tabell 7.6 - Evaluering av ulike modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.....	44
Tabell 7.7 - Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.....	45
Tabell 7.8 - Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.	46
Tabell 7.9 – Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.	47
Tabell 7.10 – Evaluering av ulike modeller hvor kun tilførsel fra Norge er inkludert som forklaringsvariabel.....	48
Tabell 7.11 - Evaluering av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.....	49
Tabell 7.12 - Evaluering av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.	50
Tabell 8.1 - Største og minste prosentvise endring det siste året og standardavviket for variablene.....	53

1 Innledning

Det er forventet at verdens innbyggertall skal være over 9 milliarder mennesker i 2050, noe som krever en betydelig økning i matproduksjonen. I dag kommer kun 6,5% av proteinkildene til menneskemat fra fisk, mens 70% av jordens overflate dekkes av vann (Marine Harvest, 2016). Det ligger dermed et stort uforløst potensial i havet som kan være med å dekke fremtidens økende matbehov. Akvakultur er i dag den raskest voksende formen for matproduksjon i verden, og brukes i flere land som et virkemiddel for å bekjempe sult og fattigdom (FAO, 2016). Takket være en kraftig vekst i akvakultur nådde verdens konsum av fisk 20 kg per innbygger i 2014, og akvakultur står nå for første gang for over halvparten av all fisk som konsumeres av mennesker. Fangst av villfisk må begrenses for å være på et bærekraftig nivå, noe som gjør at det store vekstpotensialet ligger i akvakultur. Fisk er vekselvarm og lever i havet, og har derfor lavere førfaktor enn animalske proteinkilder¹. Dette gjør oppdrett av fisk til en potensielt svært miljøvennlig og bærekraftig form for matproduksjon, noe det vil være et økende behov for i fremtiden. Den ”blå revolusjonen”, som blant annet innebærer en bærekraftig og effektiv utnyttelse av havet, vil stå sentralt for å møte fremtidens etterspørsel etter proteinrik og sunn mat.

Atlantisk laks er en av de ledende artene innen moderne akvakultur, hvor Norge er den dominerende produsenten med over 50% av den årlige produksjonen. Den sterke posisjonen til laks innen akvakultur skyldes en produktivitetsvekst som gradvis har ført til lavere produksjonskostnader og gjort laks til et mer konkurransedyktig produkt (Asche et al., 2013). Atlantisk laks står likevel bare for en liten andel av verdens produksjon av oppdrettet sjømat, det er dermed et stort potensial for teknologiutvikling og effektivisering verden over. Den norske oppdrettsnæringen vil ikke bare eksportere sjømat, men også være en viktig del av industrialiseringen av akvakultur i mange land i årene fremover. Laks er den største produktkategorien i Norges nest viktigste eksportnæring (Straume, 2015, s. 39).

Fremtidens laksepris er avgjørende for investeringsbeslutningene og produksjonsplanleggingen som oppdrettsselskapene gjør for å maksimere profitten. På kort sikt er kostnadene bortimot faste, inntjeningen er derfor først og fremst avhengig av lakseprisen. Selskaper som driver med videreforedling planlegger produksjonen basert på kostnadene som blant annet avhenger av prisen de betaler. I leddet mellom produksjon og videreforedling opererer eksportørene, hvor profitten varierer med prisutviklingen. Inntjeningen til de som handler med laksekontrakter vil

¹ Førfaktor er hvor mye mat fisken trenger for å vokse en kilo.

avhenge av hvor gode prisprediksjonene deres er. Videre vil lønnsomheten til aktørene i bransjen ha betydning for statens skatteinntekter, både fra selskapene isolert sett, men også fra arbeidsplassene som næringen skaper. Evnen til å framskrive spotprisen på en god måte vil kunne redusere usikkerheten til en rekke aktører i bransjen, og være et alternativ til å sikre seg med forward og futures kontrakter. Mindre usikkerhet kan også føre til billigere finansiering og øke verdsettelsene av oppdrettsselskapene.

I denne oppgaven vil det være en gjennomgang av aktuelle faktorer som kan være relevante for å forklare endringer i spotprisen på laks. Basert på karakteristikene til produktet laks og laksemarkedet evalueres ulike faktorer kvalitativt og det velges å gå videre med ett utvalg av disse. Videre framskrives spotprisen ved bruk av State Space og ARIMA modeller, hvor de mest aktuelle faktorene inkluderes som forklaringsvariabler. Dette leder til to forskningsspørsmål som skal besvares i oppgaven:

- 1. Er State Space eller ARIMA modeller best til å predikere lakseprisen?*
- 2. Hvilke forklaringsvariabler og karakteristikk er inkludert i de modellene som predikerer lakseprisen best?*

De beste modellene fra framskrivningene benyttes deretter videre i scenarioanalyser og sensitivitetsanalyser. Det lages scenarioer basert på justeringer av forklaringsvariablene, og hvordan det forventes at disse påvirker spotprisen. Det forventes for eksempel at høyere tilførsel av laks til markedet har en negativ effekt på prisen. Et høyt scenario for tilførselen av laks vil derfor inkluderes som forklaringsvariabel i et lavt scenario for spotprisen.

Scenarioanalysen vil gi en indikasjon på hvor sensitive prediksjonsmodellene er for endringer i forklaringsvariablene. Videre undersøkes det hvordan de ulike forklaringsvariablene isolert sett påvirker spotprisen i de modellene som gir best evalueringsresultater. Dette gir ytterligere to spørsmål som skal besvares:

- 3. Hvor sensitive er prediksjonsmodellene for endringer i forklaringsvariablene?*
- 4. Hvor sensitiv er lakseprisen for endringer i hver enkelt forklaringsvariabel?*

Kapittel 2 består av en introduksjon til laksemarkedet, kapittel 3 av tidligere litteratur som er relevant for oppgaven, og i kapittel 4 er det en gjennomgang av faktorer som vurderes som relevante for lakseprisen. Videre gjennomgås teori og metode som benyttes i kapittel 5 og deskriptiv statistikk knyttet til dataen i kapittel 6. Resultatene fra framskrivninger, scenarioanalyser og sensitivitetsanalyser legges frem i kapittel 7-9. Oppgaven avsluttes med oppsummering og konklusjon i kapittel 10.

2 Laksemarkedet

2.1 Historien

Det norske lakseeventyret startet i 1970 når brødrene Ove og Sivert Grøntvedt satte ut 20.000 laksesmolt på et anlegg på Hitra i Sør-Trøndelag (Laksefakta, 2017). Dette blir regnet som verdens første merdbaserte lakseanlegg. Med ekstremt gode priser tjente brødrene penger allerede det første året. God lønnsomhet førte til en stor tilstrømming av nye anlegg de neste årene, noe som resulterte i at Stortinget vedtok konsesjonsloven i 1973. Fra da av var det nødvendig med konsesjoner for å få lov til å drive med oppdrett. De neste årene var preget av overinvestering som førte til lave priser og lav omsetning og det ble vedtatt midlertidig stopp av konsesjoner i 1978. Laksenæringen har underveis opplevd store sykdomsproblemer, spesielt på 80-tallet hvor sykdomsproblemer slo ut flere anlegg. I 1984 ble infeksjøs lakseanemi (ILA) oppdaget for første gang, som har vært et problem for næringen helt frem i dag, både i Norge og i de andre produksjonslandene. På 80- og 90-tallet opplevde næringen en sterk variasjon i lønnsomhet og sykdomsproblemer dukket stadig opp. I 1996 ble førkvoter innført som produksjonsregulerende tiltak, dette for å forsøke å redusere antall sykdomstilfeller og begrense den biologiske risikoen. I 2005 ble førkvoter byttet ut med maksimal tillatt biomasse (MTB) som måleenheten i produksjonsreguleringen. I dag er MTB 780 tonn per tillatelse i Norge, unntaket er i Troms og Finnmark hvor det er 945 tonn per tillatelse. Dette regulerer hvor mye fisk det er lov å ha i sjøen for hver tillatelse til enhver tid. Gjennom prøving og feiling har næringen i samarbeid med myndigheter og forvaltning utviklet seg til en profesjonell og robust næring, med oppdrettsanlegg langs hele norskekysten.

Tidligere var oppdrettsbransjen karakterisert med mange små virksomheter. Etter hvert har det blitt en gradvis konsolidering gjennom oppkjøp og sammenslåinger. Den vertikale integrasjonen i bransjen har også vært økende, med store selskaper som eier både oppdrettsanlegg, smoltproduksjon, fôrfabrikker og prosesseringsfabrikker. De største oppdrettsselskapene er Marine Harvest, Salmar, Lerøy Seafood og Cermaq, hvor alle har hovedkontor i Norge (Marine Harvest, 2016).

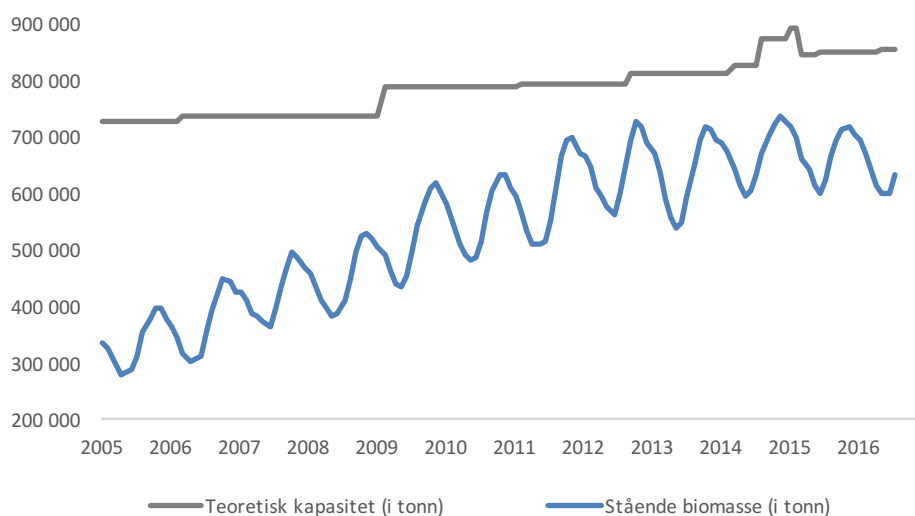
2.2 Produksjonsprosessen

Prosessen for produksjon av oppdrettslaks begynner i kar på land hvor rognen befruktes og klekkes til yngel i løpet av 60 dager (Laks er viktig for Norge, 2017). Etter dette tar det omtrent 1,5 måneder før fisken flyttes fra klekkekarer til et større kar. Etter 10-16 måneder i ferskvann

er laksen robust nok til å flyttes til matfiskanlegg i sjøen. Denne prosessen kalles for smoltifisering og ved utsett i sjøen veier fisken 60-150 gram. Fisken holdes i sjøen til den er mellom 4 og 6 kilo, som tar 14-22 måneder. Deretter tas fisken med brønnbåt til slakteri, og veien videre går enten til butikken, til viderefordeling eller eksport. Etter klekking av rogn tar det omtrent 3 år før fisken er et ferdig laksemåltid.

Utsett av smolt i sjøen gjøres to ganger i året, på våren og høsten. Slaktevolumet er spredt utover året, men bruker å være større i andre halvdel av året siden fisken vokser raskere om sommeren og høsten. Sjøtemperaturen påvirker veksttakten til fisken og den optimale temperaturen er mellom 8 og 14 grader (Marine Harvest, 2016). Temperaturen påvirker hvor mye fôr fisken spiser, som igjen er avgjørende for hvor mye fisken vokser. Chile har mindre variasjon i temperaturen enn Norge, og høyere snittemperatur, som gjør at produksjonssyklusen er et par måneder kortere. De områdene hvor det produseres oppdrettet laks har alle en årlig snittemperatur på 10-12 grader i sjøen. Høye temperaturer øker risikoen for sykdom, mens lave temperaturer gir økt dødelighet og forlenger produksjonssyklusen.

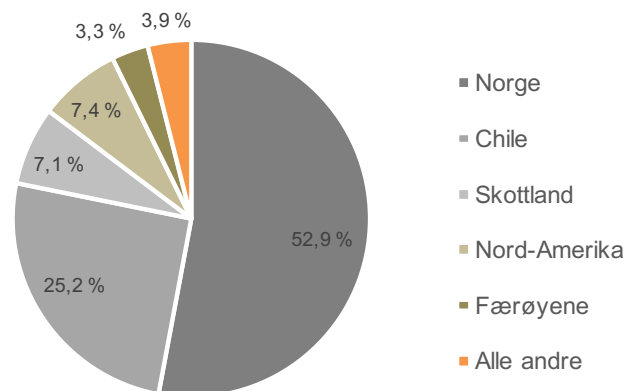
Figur 2.1 viser hvordan biomassen i Norge har variert fra 2005 og frem til midten av 2016. Denne varierer igjennom året, blant annet på grunn av naturlige årsaker som forandringer i sjøtemperaturen. Grafen viser også den teoretiske kapasiteten i Norge, denne er regnet ut basert på antall konsesjoner og hvor mye disse teoretisk sett kan produsere. Endringer i regelverk og konsesjonsordningen underveis har hatt påvirkning på variasjonene i biomasse, noe som også har påvirket slaktemønsteret til oppdretterne og dermed hvor mye laks som produseres.



Figur 2.1 – Teoretisk kapasitet og stående biomasse i Norge fra januar 2005 til juli 2016.

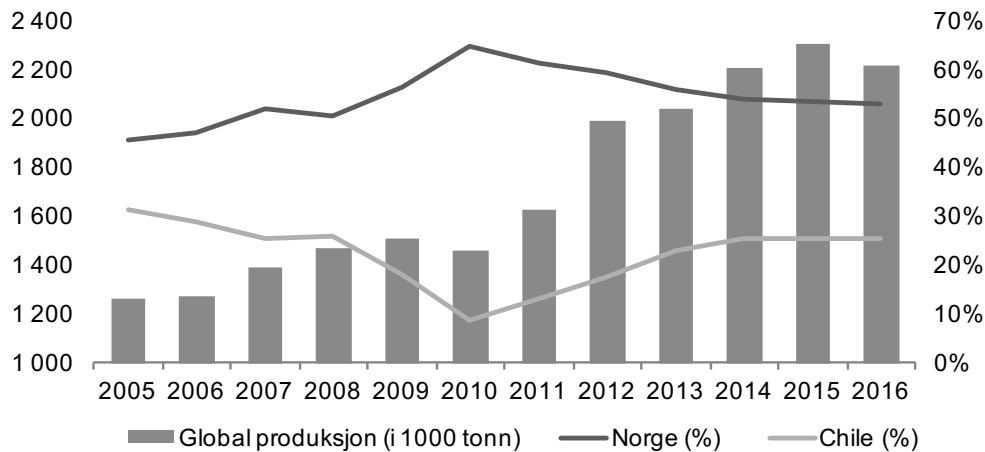
2.3 Produksjonsland og markeder

Global tilførsel av atlantisk laks var i 2016 på ca. 2 215 000 tonn. Figur 2.2 viser fordelingen av markedsandeler for de viktigste produsentlandene. Norge og Chile er de dominerende produsentene og står for nærmere 80% av den totale produksjonen.



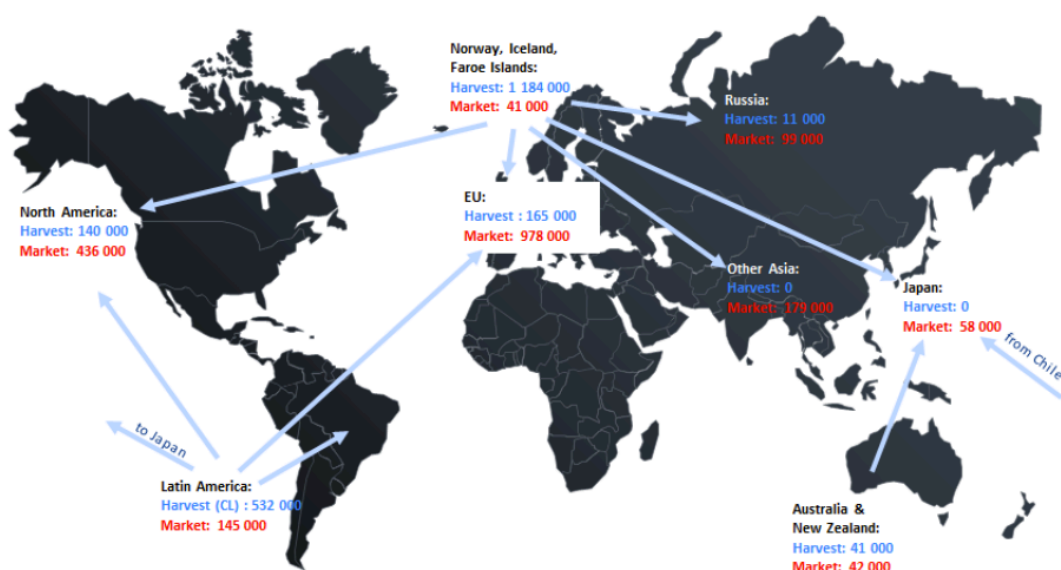
Figur 2.2 - Markedsandeler tilførsel av oppdrettet atlantisk laks i 2016.

Norge og Chile har vært de dominerende landene for produksjon av atlantisk laks i mange år. Det som skiller de to produsentene er en forholdsvis mer stabil produksjon i Norge. Siden 2005 har Norge hatt en stabil markedsandel på 50-65% (figur 2.3), mens Chile i perioder har hatt problemer med sykdom og algeoppblomstringer som har ført til store variasjoner i produksjonen. Årsaken til den høye markedsandelen for Norge i 2010 kommer av fall i produksjonen i Chile, som også førte til et fall i den globale produksjonen. Dette var også det eneste året siden 2005, med unntak av 2016, hvor det var fall i den globale produksjonen fra år til år.



Figur 2.3 - Global produksjon av laks og markedsandeler for Norge og Chile.

Slik teknologien er i dag begrenser de klimatiske forholdene hvem som kan produsere oppdrettet atlantisk laks. Transportkostnadene er større for mat enn for andre produkter på grunn av strengere krav til oppbevaring. I tillegg bør transporttiden være så kort som mulig som for eksempel kan gjøre sjøtransport lite gunstig for transport av enkelte typer mat. Disse kostnadene påvirker antageligvis eksportmarkedene til de ulike produsentlandene, og vil påvirke konkurransen i laksemarkedet. EU er det største markedet, og det desidert viktigste markedet for norskprodusert laks. Nord-Amerika er det nest største markedet og er under halvparten av EU-markedet, noe som tilsvarer omtrent 19% av global årlig tilførsel. Sammen med Latin-Amerika er Nord-Amerika det viktigste markedet for den chilenskproduserte laksen.



Figur 2.4 – Global handelsflyt av atlantisk laks målt i tonn. Kilde: Marine Harvest, Salmon Farming Industry Handbook 2016.

2.4 Biologisk risiko og politiske hendelser

I likhet med produksjonen i Norge har det også vært biologiske utfordringer i andre land, noe som fører til usikkerhet på tilbudssiden. ILA har vært den sykdommen som har ført til de mest alvorlige problemene i laksemarkedet, og har påvirket produksjonen i blant annet Canada, Færøyene og Chile. Det mest vanlige tiltaket når problemet har oppstått er at anlegget får en karanteneperiode og fisken destrueres. Store utbrudd av ILA i den chilenske produksjonen i 2007 og 2009 førte til redusert produksjon, som er en av årsakene til fallet i markedsandel fra 2008-2010 (Asche & Bjørndal, 2011, ss. 53-55). I tillegg til ulike sykdommer, er det også flere mindre alvorlige helseproblemer i næringen, som for eksempel lus. Lus er en parasitt som svekker immunforsvaret til laksen og gjør den mer sårbar mot sykdommer. Konsentrasjonen av lus er større i områder hvor det drives oppdrett, og dette kan også påvirke villaksen.

Det er ikke bare lus og sykdommer som kan skape problemer, men også eksterne påvirkninger. I april 2015 førte et vulkanutbrudd i Chile til massive tap av smolt, som vil påvirke produksjonen av laks i årene fremover. Chile fikk på ny problemer i starten av 2016 med en giftig algeoppblomstring som førte til enorm dødelighet. Kraftige stormer er et problem som har ført til ødelagte merder og rømming av laks i Norge. Dette er noe som fører til økonomiske tap for oppdretterne, men også mulige miljømessige problemer.

Politikk kan være en årsak til skift i etterspørselen etter laks. Det har vært en rekke handelsrestriksjoner, både i USA og EU, hvor norske lakseprodusenter ofte har vært hovedmålet på grunn av den dominerende posisjonen. De nyeste tilfellene er Kinas importforbud av norsk laks etter at Nobels fredspris ble gitt til den kinesiske dissidenten Liu Xiaobo i 2010 og Russlands importforbud av norsk laks i august 2014. Denne type hendelser påvirker etterspørselen og kan ha en umiddelbar påvirkning på spotprisen. Prisen på norsk laks har vært historisk høy i 2015 og 2016 på tross av disse hendelsene. Det er uansett vanskelig å kvantifisere effekten av importforbud.

2.5 Laksearter

Vill atlantehavslaks forekommer i Atlanterhavet og gyter i elver. Denne er den største av lakseartene, og regnes som den beste for konsumering. I denne oppgaven vil navnene atlantisk laks og laks benyttes om hverandre. Andre laksearter er ørret, chinook, chum, coho, pink og sockeye. De fleste artene har likhetstrekk med atlantisk laks, men de er stort sett billigere

produkter og det drives ikke i like stor utstrekning oppdrett av dem (Marine Harvest, 2016). Pink er villfanget i USA og Russland og brukes i hermetiserte produkter og dyrefôr. Ørret drives det oppdrett av i flere land, deriblant Norge, Færøyene og Chile, og hovedmarkedene er Russland og Japan. Chum er villfanget i Japan og Alaska og konsumeres i Asia. Coho drives det oppdrett av i Chile og konsumeres i Japan og Russland, dette er et substitutt til ørret og sockeye. Sockeye fanges i Russland og Alaska og konsumeres i Japan og Russland. Som produkt er chinook det nærmeste en konkurrent til atlantisk laks, men fangstvolumet er svært lite. Alaska, Canada og New Zealand er de største tilbyderne og det meste konsumeres lokalt.

3 Litteratur

Det er ikke funnet noe litteratur som omhandler månedlige framskrivninger av lakseprisen i det norske markedet. Tidligere studier fokuserer i hovedsak på ukentlig data og mer kortsiktige framskrivninger, og flere artikler omhandler framskriving av lakseprodukter i andre markeder. Det finnes mye litteratur om det norske laksemarkedet generelt, spesielt om volatiliteten i markedet og markedsplassen Fish Pool.

Bloznelis (2016, s. 77-116) framskrev spotprisen på laks ved bruk av tidsseriemodeller, deriblant ARIMA og ARFIMA modeller, nevralt nettverk og k-nærmeste naboers metode på ukentlige data fra 2007-2014. Forklaringsvariablene som ble benyttet var eksportvolumet fra Norge, prisen på futures-kontrakter, en likt vektet indeks for aksjekursen til fire av de fem største oppdrettsselskapene i Norge og valutakursen mellom euro og den norske kronen (EURNOK). En naiv sesongjustert framskriving reduserte Mean Absolute Error (MAE) med opp til 5% sammenlignet med en naiv framskriving som ikke var sesongjustert. Den predikerte retningen riktig i opp til 65% av tilfellene for modeller 1-5 uker frem i tid. Ingen av de andre modellene gjorde det bedre enn naiv sesongjustert framskriving. Det ser ikke ut til å være mulig å predikere lakseprisen over en kort tidshorisont på 1-5 uker om man ser bort i fra sesongeffektene i prisen.

Guttormsen (1999) brukte fire forskjellige metoder for å framskrive ukentlige priser på atlantisk laks. Prisene ble justert for trend og sesongvariasjoner, og de transformerte tidsseriene ble stasjonære. Trenden var drevet av produktivitetsvekst i næringen, som innebar lavere kostnader og lavere pris. Resultatene indikerte at en Classical Additive Decomposition (CAD) modell virket best, den predikerte riktig retning i 70-90% av gangene.

Gu og Anderson (1995) brukte en State Space modell med sesongjustering for å spå hvilken retning prisene på ulike lakseprodukter på det amerikanske markedet skulle. Produktene var innenfor artene atlantisk laks, chum og sockeye. De kom frem til at lakseprisene ikke fulgte stasjonære stokastiske prosesser. Både prisen på villfanget og oppdrettet laks hadde utvilsomt sesongmønstre i seg, og sesongjusteringer gjorde State Space modellene generelt bedre. For atlantisk laks traff de på prisretningen 85% av tilfellene for tre måneder frem i tid, 85% for seks måneder frem i tid og 80% for tolv måneder frem i tid.

Vukina og Anderson (1993) brukte fire ulike State Space modeller for å framskrive den månedlige snittprisen på fem ulike lakseprodukter på laksemarkedet i Tokyo. Produktene var av de to lakseartene chum og sockeye, som ikke er direkte konkurrenter til atlantisk laks. Når

de testet for om det var en stokastisk trend, tydet resultatene på at fire av fem produkter fulgte en random walk². Tidsseriene indikerte at prisene hadde syklisk oppførsel.

Xie et al. (2008) har sett på hvilken effekt valutakurser har på lakseprisen. De finner at det er ufullstendige valutapåslag på lakseprisen i norske kroner. Dette vil si at prisen ikke endrer seg relativt til valutakursendringer, noe som kan tyde på at norske eksportører har markedsrett. Rygh og Yarmoradi (2015) har sett på det samme og finner at svekkelsen av den norske kronen har vært en sentral drivkraft for den høye lakseprisen i 2015. Funnene deres indikerer også at norske lakseeksportører utøver markedsrett, men at denne varierer i de forskjellige eksportmarkedene. De ulike landene i EU betraktes individuelt, hvor eksportørene har mer markedsrett i enkelte av landene. Funnene tilsier at EUR/NOK påvirker prisen i norske kroner, men at det ikke kan konkluderes med at den settes i euro. Straume (2015, s. 66-84) undersøkte valg av valuta ved fakturering for norske lakseeksportører med data fra 2003 til 2009. Resultatene indikerer at import-landet påvirker hvilken strategi som benyttes. 47% av eksportvolumet faktureres i valutaen til importlandet, men en nøytral valuta er også benyttet i en del (19%) av transaksjonene. EUR er den dominerende fakturerings-valutaen for fersk laks, og er brukt i 48% av observerte handler (56% av handelsvolumet). USD er nest viktigst (12% av volumet) og NOK tredje viktigst (20% av volumet). Av volumet fakturert i USD er kun 2% eksport til USA. Totalt er EUR den viktigste valutaen, med NOK som den tredje viktigste.

Brækkan (2014) analyserte regionale tilbud- og etterspørselsskift og hvordan de påvirket det globale laksemarkedet ved bruk av data fra de viktigste eksportør- og importørlandene i perioden 2002-2011. Påvirkningen skiftene har på prisen ble funnet med en Equilibrium Displacement Model (EDM). Variasjonen i tilbud- og etterspørselsvekst har vært svært forskjellig over tid og mellom regioner. Årlige gjennomsnittlige prispåvirkninger fra tilbud- og etterspørselsskift var ikke statistisk signifikant for de fleste regioner, men de kumulative effektene for flere år med endringer i tilbudet eller etterspørselen har påvirkning på lakseprisen for de fleste regioner. Norge var det eneste landet hvor tilbudssideskift hadde en påvirkning på den gjennomsnittlige årlige prisen som var signifikant forskjellig fra null. Tilbudssideskift fra Norge var også mindre volatil enn for de andre produsentene, noe som tyder på at det er strukturelle forskjeller i produksjonsprosessen i Norge sammenlignet med de andre regionene.

Asche et al. (2011) mener det har vært to viktige suksessfaktorer for oppdrettsnæringen, dette er produktivitetsvekst og etterspørselsvekst. De undersøkte etterspørselsveksten i EU og

² Random walk beskriver en utvikling som består av en rekke tilfeldige steg. En tidsserie som følger en slik prosess kan ikke predikeres ved bruk av tidligere bevegelser.

Frankrike, og finner at veksten har vært henholdsvis 7,6% og 4,7% i perioden 1996-2009. Veksten er derimot ikke stabil, det er perioder med negativ vekst og perioder med kraftig positiv vekst. Asche et al. (2013) analyserte produktiviteten i næringen fra 1996-2008. Produksjonen har i gjennomsnitt økt med 8% i året, mens prisen har stabilisert seg, noe som indikerer at det er økt etterspørsel, og ikke økt produktivitet, som øker produksjonen. De finner også at produktivitsveksten har vært avtagende.

Det finnes mye nyere litteratur som omhandler modellering og framskriving av volatiliteten og priselastisiteten til lakseprisen i det norske markedet. Dette henger sannsynligvis sammen med opprettelsen av Fish Pool i 2006, som er en markedsplass for derivathandel. Øglend og Sikveland (2008), Solibakke (2012), Øglend (2013) og Bloznelis (2016, s. 45-73) har på ulike måter modellert volatiliteten til lakseprisen. Resultatene tyder på at volatiliteten er høyere i perioder med høy pris og at volatiliteten har vært økende fra 2006 og frem til i dag.

Basert på data fra 1982-2004 fant Andersen et al. (2008) ut at norsk lakseproduksjon responderte på pris. På kort sikt var produksjonen begrenset av biologi, reguleringer og kapasitet, men på lengre sikt var produksjonen elastisk. De mener dette kan være med på å forklare den sykliske profitabiliteten i oppdrettsnæringen. Dette støttes av Asche og Bjørndal (2011, s. 56-57) som basert på data fra 1994-2008 mener at profitten i næringen er syklisk, og at dette antageligvis skyldes perioder med over- og underinvestering. Asheim et al. (2011) finner at produksjonen på kort sikt avhenger av biomasse og sesongmessige faktorer, og at prisen har lite innvirkning på grunn av en uelastisk kortsiktig tilbudselastisitet.

Denne oppgaven utvider litteraturen på området på flere måter, både i forhold til metodikk, nyere data og forsøk på å framskrive lakseprisen ved bruk av andre forklaringsvariabler enn det som er blitt gjort tidligere. Det er ikke funnet tidligere studier som sammenligner prediksjonskraften til State Space og ARIMA modeller benyttet på spotprisen på laks. Den eneste studien om framskriving av prisen på atlantisk laks som er funnet som kombinerer månedlige data og State Space modeller er fra 1995 og omhandler det amerikanske markedet.

4 Lakseprisen og relevante faktorer

For å unngå støy, som vil være til stede i et relativt lite marked med varierende spotvolum som markedet for atlantisk laks, benyttes månedlige data. Ukentlige data er sensitive for helligdager og enkelthendelser, disse effektene blir mindre ved bruk av månedlige data. Estimaten på tilførsel av laks lages på månedsbasis, som også gjør det mer praktisk å benytte månedlige data. Datasettet strekker seg fra januar 2005 til februar 2017.

Forklaringsvariablene som benyttes i modellene i oppgaven er valgt med bakgrunn i karakteristikene og driverne i laksemarkedet, litteratur på fagområdet og tilgjengeligheten og kvaliteten på data. De som vil benyttes i modellene er tilførselen av laks fra Norge, global tilførsel (ekskludert Norge), valutakursen euro mot den norske kronen, lus og substitutter. I dette kapitlet gjøres det en vurdering av ulike faktorer som kan være relevante for å forklare utviklingen i lakseprisen, både de som benyttes videre i modeller og andre som av ulike årsaker ikke benyttes videre.

Tabell 4.1 - Hvordan det forventes at ulike forklaringsvariabler påvirker spotprisen.

Forklaringsvariabel	Hvordan en økning påvirker prisen
Tilførsel fra Norge	-
Global tilførsel (ekskludert Norge)	-
EURNOK	+
Substitutter	+
Lus	-

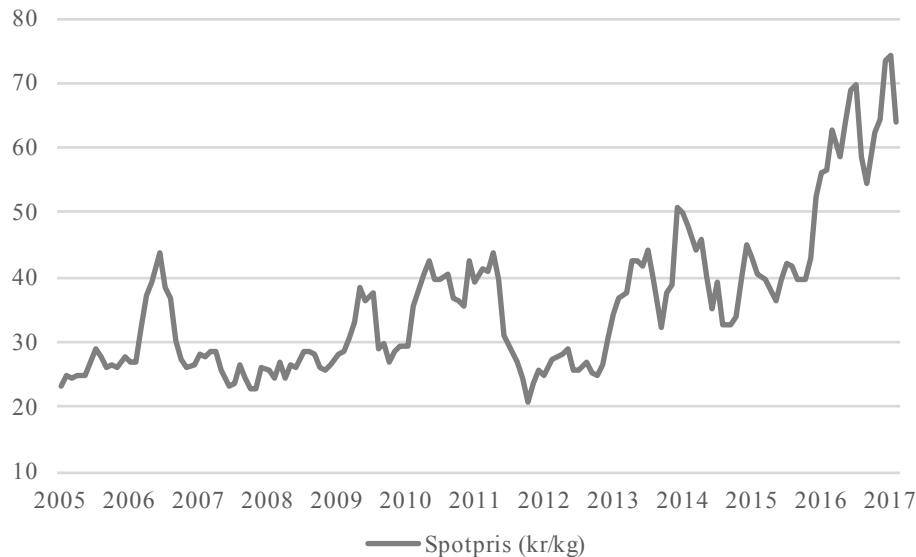
4.1 Spotprisen

Prisen som benyttes baserer seg på ukentlige data fra Nasdaq (NASDAQ Salmon Index). Månedlige priser er funnet ved å ta gjennomsnittet av prisen i de ukene som har fire eller flere dager i den bestemte måneden, noe som vil si at månedsprisene er et gjennomsnitt av prisen i fire eller fem uker. Spotprisen er ikke volumvektet.

I følge tall fra Kontali Analyse eksporteres omtrent 80% av norsk laks til EU-land, dette kan være med å argumentere for at spotprisen i det norske markedet settes i euro. Samtidig er Norge den største produsenten av laks i verden, noe som gir EU-markedet få alternative tilbydere. Hvor konkurranseutsatt den norske oppdrettsnæringen er vil være en avgjørende faktor for å

vurdere om prisen settes i euro eller i norske kroner. Som nevnt finner både Rygh og Yarmoradi (2015) og Xie et al. (2008) at norske lakseeksportører har markedsrett i større eller mindre grad. Tegn til markedsrett, og ufullstendig valutapåslag, gjør at det ikke med sikkerhet kan sies at lakseprisen settes i euro. Straume (2015) finner at EUR er mest brukt i faktureringen av norsk lakseeksport, men også USD og NOK er brukt i betydelig grad. Basert på en vurdering av funnene i disse studiene benyttes lakseprisen i norske kroner, og EURNOK vil være en av forklaringsvariablene. De andre prisene som benyttes i oppgaven er også i norske kroner.

Fra 2005 og frem til 2010 var gjennomsnittlig månedlig spotpris mellom 20 og 30 kroner, med unntak av en seks måneders periode i 2006 og en fire måneders periode i 2009 hvor prisen bevegde seg opp mot 40 kroner. Fra starten av 2010 bevegde prisen seg oppover og var rundt 40 kroner over en lengre periode, før den igjen falt tilbake på nivået mellom 20 og 30 kroner og var der fra midten av 2011 og frem til 2013. De siste årene har det vært en oppadgående trend og prisen har stabilisert seg over 50 kroner de siste 15 månedene. I 2016 var det en gjennomsnittspris på over 60 kroner, noe som har gitt oppdrettsselskapene en fantastisk lønnsomhet.



Figur 4.1 - Månedlig gjennomsnittlig spotpris.

4.1.1 Historien bak Nasdaq-prisen

Opprinnelig ble spotpriser samlet og distribuert av NSL og FHL³. Innsamlingssystemet for spotpriser ble sent i forrige tiår overtatt av NOS Clearing, hvor prissystemet ble basert på eksportørens innkjøpspris for fersk sløyd laks levert FCA Oslo⁴ (Kontali Analyse, 2014). På grunn av fallende oppslutning rundt prisnoteringen ble det annonsert at det ville komme en ny referansepris for FCA Oslo, som ville ha som mål å oppnå bedre dekning. De viktigste forskjellene mellom NOS spot pris og NASDAQ Salmon Index er at prisene er oppgitt ett skritt videre ned i verdikjeden (eksportørens salgpris), noe som fører til noen forskjeller i prisdannelsen. Fra og med uke 14 i 2013 ble NOS spot pris (innkjøpspris) erstattet med NASDAQ Salmon Index (eksportørens salgpris). For å tilpasse det endrede målepunktet utførte Kontali Analyse en analyse på vegne av NOS Clearing og Fish Pool. Basert på funnene foreslo overvåkingsstyret i Fish Pool en korreksjonsfaktor på 0,75 NOK/kg, noe som ble vedtatt og er i bruk i dag. I denne oppgaven er NASDAQ Salmon Index benyttet, med korreksjonsfaktor på 0,75 NOK/kg for NOS-prisen.

4.2 Tilbudssiden

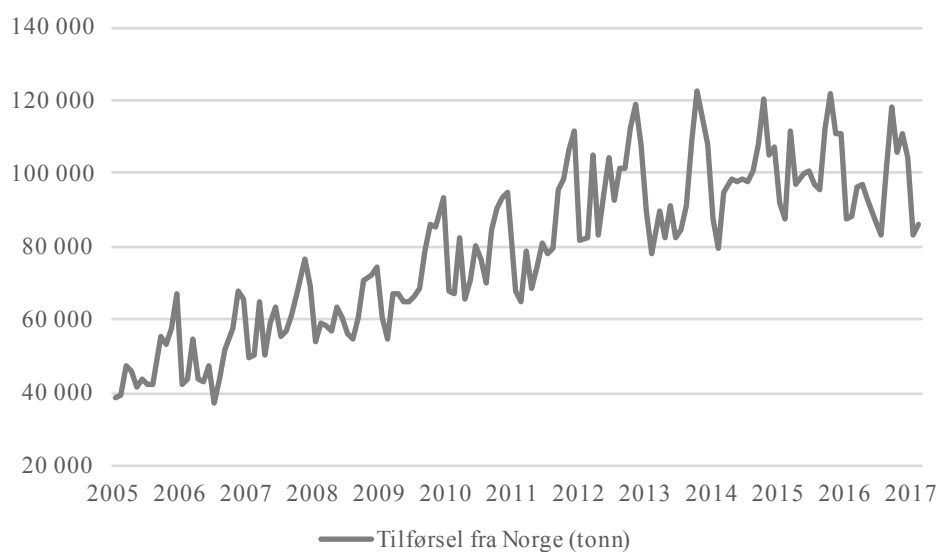
4.2.1 Tilførsel av laks

All data som omhandler tilførsel av laks og biomasse er hentet fra Kontali Analyse. Estimatenes de lager for fremtiden baserer seg blant annet på eksportstatistikk og data på fundamentale faktorer som utsett av smolt, salg av vaksiner, salg av fôr og sjøtemperaturer.

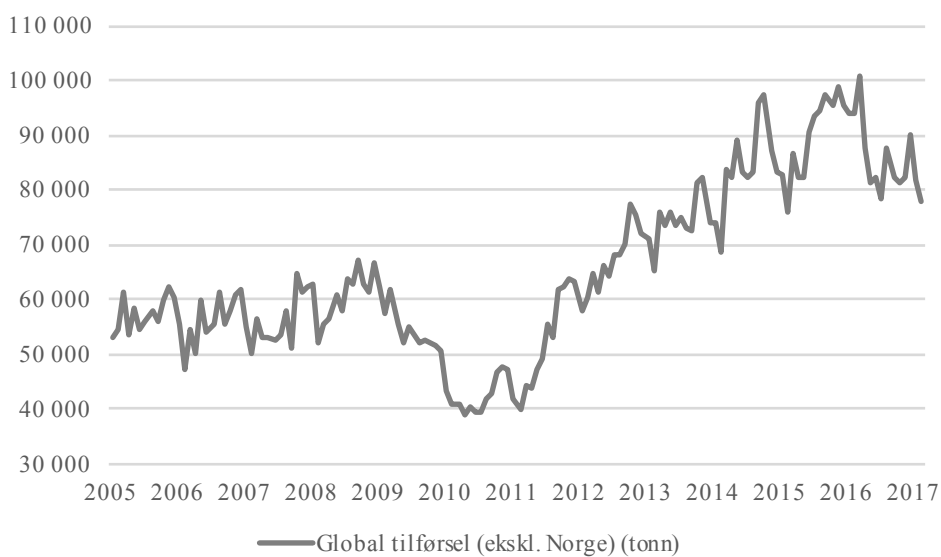
Norge er den dominerende produsenten av laks i verden, med over halvparten av produksjonen. Brækkan (2014) finner at Norge er det eneste produksjonslandet hvor tilbudssideskift har hatt signifikant påvirkning på den gjennomsnittlige årlige prisen i perioden 2002-2011. Basert på dette funnet og karakteristikken til laksemarkedet benyttes tilførsel av laks fra Norge som risikofaktor. For å ta hensyn til den resterende lakseproduksjonen inkluderes en variabel med den resterende produksjonen, denne kalles global tilførsel (ekskludert Norge). Mesteparten av den norskproduserte laksen eksporteres til EU-markedet, mens den nest største produsenten, Chile, har andre hovedmarkeder. Det antas at den chilenske produksjonen alene ikke vil være signifikant faktor for å forklare endringer i lakseprisen i Norge.

³ NSL er Norges Sjømatbedrifters Landsforening. FHL er Fiskeri- og Havbruksnæringen Landsforening, som nå har byttet navn til Sjømat Norge.

⁴ FCA står for "Free Carrier", som vil si at selger har fullført sine forpliktelser når produktet er overlevert.



Figur 4.2 - Månedlig tilførsel av laks fra Norge.



Figur 4.3 - Månedlig global tilførsel av laks, ekskludert Norge.

Estimater på stående biomasse og slakteklar biomasse i Norge er andre variabler på tilbudssiden som kan være med å gi nyttig informasjon om prisen. Slakteklar biomasse er laks på over fire kilo som sannsynligvis kommer til å slaktes i løpet av de neste månedene. Begge disse variablene sier noe om hvor mye laks som kommer til å produseres i fremtiden og det kan tenkes at disse vil ha forsinkede effekter på prisen. Vurderes stående biomasse sammen med den teoretiske kapasiteten kan dette gi informasjon om når oppdretterne må slakte fisk for å unngå

å bryte biomassetaket⁵. I perioden 2012-2013 var biomassen i perioder relativt nær biomassetaket, noe som tyder på at lakseprodusentene fokuserte på å utnytte maksimal tillatt biomasse best mulig. En slik situasjon vil gjøre tilførselen av laks svært sensitiv for endringer i biomassen, i og med at oppdretterne må justere biomassen for å holde seg innenfor regelverket. Fra 2014 har ikke biomassen vært like nær biomassetaket, og i følge Kontali Analyse kan dette skyldes en dreining i fokus. Istedenfor å produsere mest mulig laks per konsesjon er det nå blitt økt fokus på å begrense lusenivået og unngå sykdomsproblemer. Trafikklyssystem og muligheter for økt biomasse om lusenivåene er lave har gitt incentiver for å drive med god biologi. Mens tilførselen av laks er aggregert volum over en hel måned, som kan knyttes direkte til gjennomsnittlig spotpris og valuta, er biomasse punktdata, som kun gir informasjon på ett gitt tidspunkt hver måned. Det vil være mer usikkerhet rundt målingen av biomasse enn tilførsel av laks til markedet, blant annet på grunn av at man er avhengig av at selskapene rapporterer korrekt data. På tross av at biomasse er en viktig indikator for tilbudssiden velges det å utelate disse variablene fra analysen. I hovedsak skyldes dette at biomasse er punktdata, mens prisen baserer seg på laks solgt i spotmarkedet over en hel måned, og usikkerhet om hvor relevant disse faktorene vil være i fremtiden.

Tilførsel av laks fra Norge og global tilførsel (ekskludert Norge) vil være de to forklaringsvariablene som representerer tilbudet av laks.

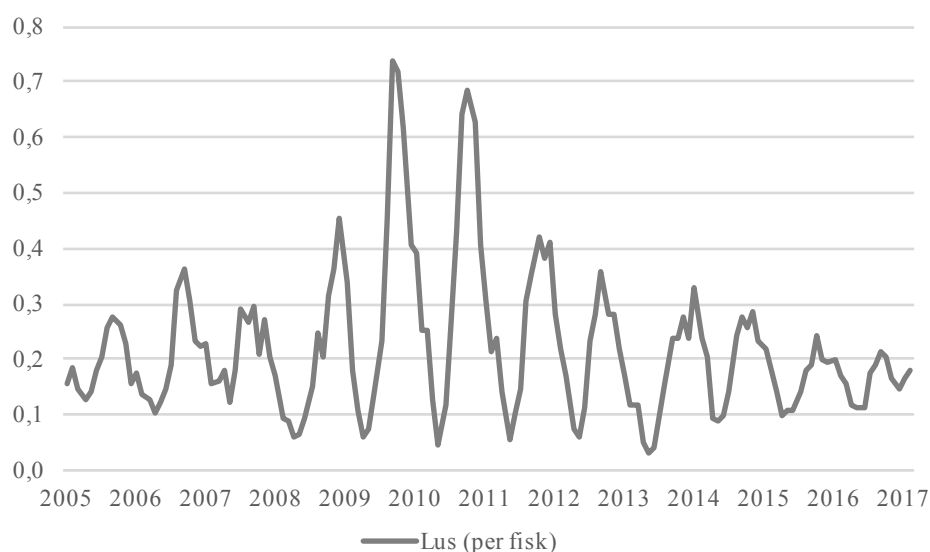
4.2.2 Lus og sykdom

En uforutsigbar faktor i oppdrett av sjømat er lus og ulike sykdommer som oppstår og påvirker produksjonen. Dette kan føre til at laks som egentlig skal slaktes i en gitt periode blir slaktet tidligere eller må destrueres. I denne oppgaven fokuseres det på lakselus, selv om sykdomsutbrudd også vil ha påvirkning på tilbudet av laks. Sykdomsutbrudd vil være tilnærmet umulig å forutse, mens lus til en viss grad avhenger av biomassen og konsentrasjonen av fisk i merdene.

I Norge er det grenser på hvor mye lus det er tillatt å ha per fisk i merdene. Den generelle grensen er et gjennomsnitt på 0,5 voksne hunnlus per fisk i akvakulturanlegget, men er i enkelte områder i bestemte tidsrom 0,2. Regelverket varierer også med type konsesjon. Formålet med forskriften er at skadevirkningene på fisken i anleggene og villfisk skal bli minst mulig. Ved

⁵ Se figur 2.1 i kapittel 2 for graf med stående biomasse og teoretisk kapasitet.

brudd på forskriften kan Mattilsynet kreve tiltak, som for eksempel behandling av fisken eller i verste fall utslakting. Slakting av fisk kan være et tiltak for å redusere konsentrasjonen av fisk og forbedre biologien i anleggene. Lus kan derfor gi endringer i slaktemønstre på relativt kort sikt, noe som påvirker tilbudet av laks og dermed prisdannelsen i markedet. Forventet påvirkning av lakselus på kort sikt er at en økning vil gi utslakting for å forbedre biologien, noe som vil si at en økning i antall hunnlus per fisk vil gi en lavere spotpris. Luseslakting foregår vanligvis på lavere gjennomsnitts-vekter enn det som er optimalt, noe som aggregert, på både kort og lang sikt, gir lavere tilførsel av laks. Den kortsiktige effekten, som gir mer tilførsel av laks, skjer over et vesentlig kortere tidsrom enn den langsiktige effekten, som gir mindre tilførsel av laks. På grunn av dette vil kun den kortsiktige effekten med relativt få forsinkelser i forklaringsvariabelen vurderes. Det kan tenkes at behandlingsmetodikken mot lus er i ferd med å bli såpass bra at det ikke er nødvendig å justere ned biomassen for å redusere konsentrasjonen av lus. Om dette er tilfelle vil ikke lus være en like relevant faktor som tidligere. Figur 4.4 viser at antall lus per fisk har tydelige sesongvariasjoner, dette skyldes en økning i biomassen på sensommeren og høsten som øker konsentrasjonen av lus. I estimater på tilførsel fra Kontali Analyse er de fleste relevante fundamentale faktorer tatt i betraktning, slik sett burde det ikke være nødvendig med andre faktorer fra tilbudssiden. Likevel er det interessant å teste om lus er en signifikant faktor, og om den tilfører noe ytterligere informasjon i modellene. Gjennomsnittlig månedlig hunnlus per fisk i Norge benyttes som forklaringsvariabel. Data er hentet fra lusedata.no.

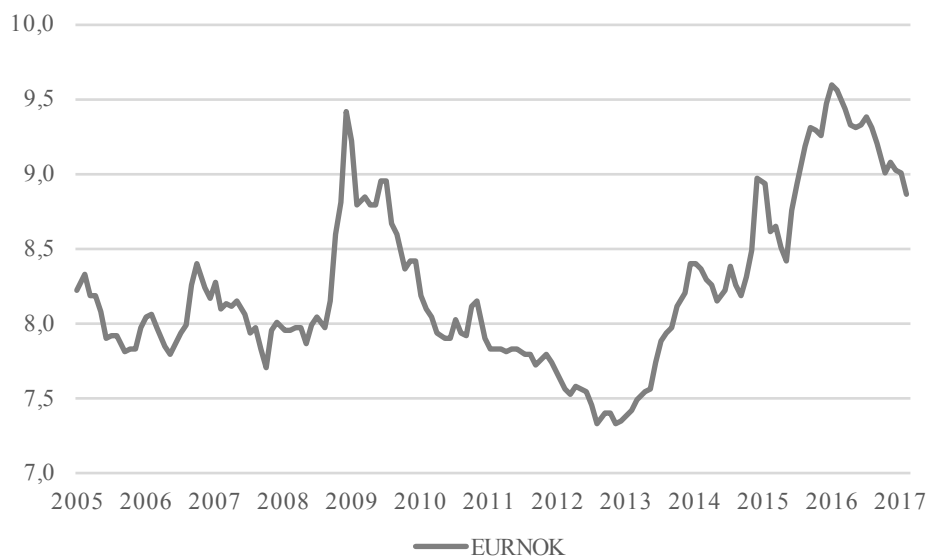


Figur 4.4 – Gjennomsnittlig månedlig voksne hunnlus per fisk i Norge.

4.3 Etterspørselssiden

4.3.1 Valutakurser

I svært konkurranseutsatte markeder skal prisene teoretisk sett endre seg proporsjonalt med valutakursendringer. Generelt tilsier dette at en svekket norsk valuta øker etterspørselen etter laks for en gitt pris i norske kroner. Valutakurser kan dermed påvirke den observerte etterspørselssiden til en næring i et land, og på denne måten påvirke prisdannelsen i lokal valuta. En svak hjemlig valuta er gunstig for eksporterende selskaper, som produsentene av oppdrettslaks, og kan være en faktor til høyere spotpriser i norske kroner. Som nevnt tidligere i oppgaven kan viktigheten av EU for de norske produsentene være et argument for at den norske spotprisen settes i euro. Det velges likevel å benytte norske spotpriser, siden tidligere forskning på laksemarkedet ikke gir et entydig svar vedrørende valutakursgjennomslag. EURNOK inkluderes som faktor basert på at den representerer valutakursen i det desidert viktigste markedet for norskprodusert laks. Data er hentet fra Norges Bank, og er månedlig gjennomsnitt av daglige data.



Figur 4.5 – Gjennomsnittlig månedlig valutakurs mellom euro og den norske kronen.

4.3.2 Substitutter

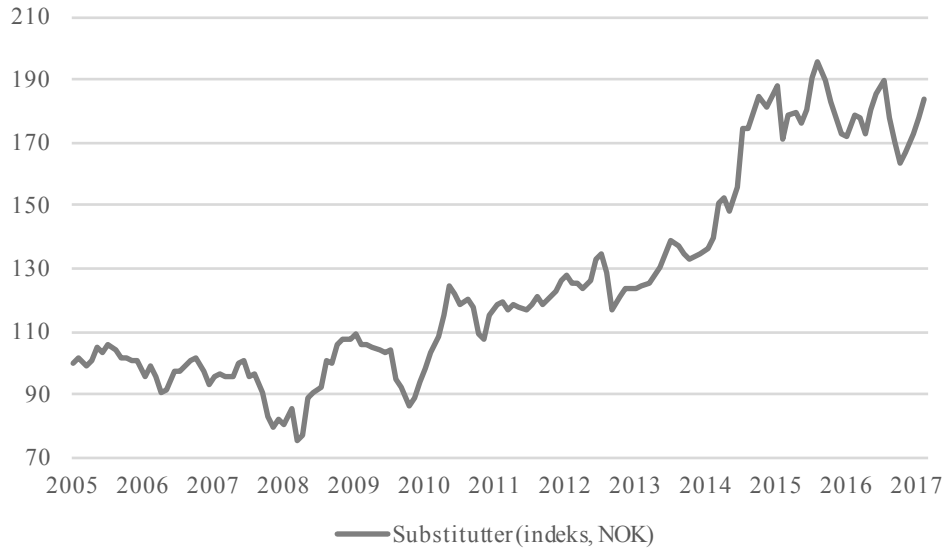
I følge konsumentteori er prisen på substitutter noe som kan føre til skift i etterspørselen etter et produkt. En økning i prisen på substitutter vil gjøre det mer attraktivt for konsumentene å

bytte til lakseprodukter, mens lavere pris vil ha motsatt effekt. Hvor sensitiv lakseprisen er for endringer i prisen på substitutter er avhengig av krysspriselasiteten.

Det ser ut til å være få eller ingen åpenbare substitutter til laks, men enkelte studier indikerer at det nærmeste er villfanget laks og ørret (Asche & Bjørndal, 2011, ss. 131-133). Som nevnt i kapittel 2.5 er chinook den laksearten som er mest lik atlantisk laks, men tilbudet av dette produktet er såpass lite at det i praksis ikke vil være en direkte konkurrent. Annen sjømat vil være et naturlig substitutt til atlantisk laks, men det er ikke funnet noen fiskeprodukter som er i prisklassen til laks, hvor det produseres i stort omfang og eksisterer gode og oppdaterte prisdata. Villfanget torsk er et eksempel på et produkt som potensielt kunne vært et substitutt til laks i det europeiske markedet, men fangsten er begrenset av kvoter og er sesongbetont, i tillegg til at man per dags dato ikke er like gode på videreforedling av torsken.

Andre mulige substitutter til atlantisk laks er andre proteinkilder som kylling, svin og biff. Dette er produkter som samtlige konsumenter i europeiske land har tilgang til å kjøpe i butikken, og er på denne måten konkrete alternativer til norsk oppdrettslaks. Kylling er billigst, mens biff er dyrest og dermed nærmest norsk oppdrettslaks i pris. Ingen av disse proteinkildene har samme produktensheter som laks i form av mikronæringsstoffer, vitaminer og omega-3-fettsyrer (Asche, 2015). Det er derfor gode argumenter for å mene at disse produktene ikke er direkte substitutter for laks. En indeks av disse tre produktene er likevel valgt for å representere potensielle substitutter. Det er laget en indeks hvor alle er likt vektet, for å få prisbildet til flere mulige substitutter inn i en forklaringsvariabel. Prisene er hentet fra IndexMundi og er fra det amerikanske markedet⁶.

⁶ IndexMundi er en dataportal som samler fakta og statistikk fra en rekke kilder og gjør dem lettere tilgjengelig. Tall fra det amerikanske markedet brukes fordi det ikke er funnet gode og oppdaterte data fra det europeiske markedet.



Figur 4.6 – Månedlig indeksert prisutvikling på substitutter. Januar 2005 = 100.

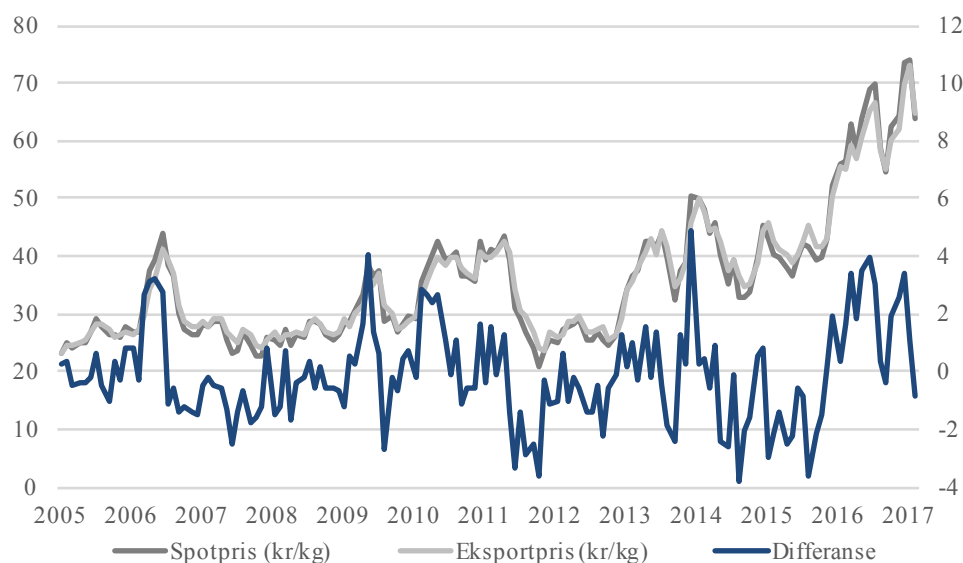
4.4 Vurdering av andre faktorer

Det er flere andre faktorer som potensielt kan påvirke lakseprisen, dette er blant annet fundamentale faktorer som utsett av smolt, sjøtemperaturer og fôr-salg. Dette er faktorer som vil påvirke produksjonen av laks på kortere og lengre sikt. Produksjonssyklusen i oppdrett av laks er på omtrent 3 år, noe som gjør at dagens utsett av smolt vil føre til tilførsel av laks over en tolv månedersperiode 2-3 år frem i tid. Hvor mye biomassen vokser er avhengig av blant annet sjøtemperatur og fôr-forbruket, noe som vil si at disse faktorene påvirker hvor mye laks som vil slaktes og tilføres markedet i fremtiden. Disse faktorene er tatt i betraktning i Kontali Analyse sine estimater på tilførsel, og det antas at de alene ikke vil være signifikante for å forklare endringer i lakseprisen.

Historisk har priser og kostnader i oppdrettsbransjen fulgt hverandre på lengre sikt, det er noe mer usikkert om dette forekommer på kortere sikt (Slettmo, 2016). I følge næringsaktører er fôrkostnadene, som er ca. 50% av de totale produksjonskostnadene, en vesentlig årsak til økningen i produksjonskostnadene de siste årene (Nofima & Kontali Analyse, 2015). Forhold som påvirker fôrkostnaden er blant annet prisene på fiskemel og fiskeolje, sammensetningen i fôret og valuta. Andelen vegetabiliske råvarer, som for eksempel soyamel og vegetabiliske oljer, i fôret har vært økende. De andre kostnadselementene, som for eksempel smolt og lønn, er en vesentlig mindre andel av de totale produksjonskostnadene. Funnene fra Nofima og Kontali Analyse (2015) samsvarer med FAO (2016), som viser at andelen fiskemel som ingrediens i fôret har sunket betraktelig de siste årene. Enkeltelementene i fiskefôr har liten påvirkning på

de totale produksjonskostnadene, det vil derfor ikke inkluderes noen forklaringsvariabler som skal representere kostnadene i produksjonen.

Nasdaq rapporterer ukentlig omsatt volum i spotmarkedet som korresponderer med den rapporterte prisen. Som nevnt i kapittel 4.1.1 har det vært endringer i prissystemet underveis, noe som har gjort at volumet i de forskjellige tidsperiodene ikke er direkte sammenlignbare. Basert på dette benyttes ikke data på rapportert spot-volum som en risikofaktor. Selskapene selger laks både på kontrakt og i spotmarkedet. Mens volumet i kontrakts-markedet er avtalt på forhånd, varierer spot-volumet med hvor mye fisk som faktisk blir slaktet og tilført markedet. Det kan tenkes at differansen mellom eksport- og spotprisen i enkelte perioder skyldes hvor mye spot-volum som er tilgjengelig, og at spot-volum derfor kan være en signifikant faktor for å forklare endringer i spotprisen på laks. Spotprisen mot eksportprisen er vist i figur 4.7, den viser at differansen mellom de to varierer over tid. Det har ikke vært mulig å finne historiske data eller estimater på spot-volumet.



Figur 4.7 - Gjennomsnittlig månedlig spotpris og eksportpris (venstre akse), og differansen mellom dem (høyre akse).

Kjøpekraften i de største importlandene vil være en potensiell driver for hvor mye konsumentene er villige til å betale for norsk oppdrettslaks. BNP og vekst i industriproduksjon er variabler som kan representere kjøpekraft og den økonomiske utviklingen. Gargano og Timmermann (2014) testet hvordan makro- og finansvariabler predikerte ulike indekser av råvarer basert på data fra 1947-2010. De fant at vekst i industriproduksjon og investeringer kan ha en påvirkning på råvareprisene over en lengre tidsperiode (år), men ikke over kortere

tidsperioder. Prediksjonskraften var sterkest på kvartalsvise data og for metaller, mens den var svakere for mat og for fettsyrer/oljer. Basert på funnene i studien antas det at makrovariabler ikke vil ha signifikant påvirkning på endringene i lakseprisen fra måned til måned, og inkluderes derfor ikke som forklaringsvariabler i modellene.

5 Teori

I denne oppgaven benyttes to ulike metoder for å analysere tidsseriedata, State Space modellering med Kalman-filter og ARIMA modellering. I likhet med de fleste klassiske regresjonsmodeller er parameterverdiene i ARIMA modeller konstante, noe som i realiteten sjeldent er tilfelle over en lengre tidshorison (Ravichandran & Prajneshu, 2000). Fordelen med State Space modeller er at parameterverdiene kan være tidsvarierende.

5.1 State Space modeller

State Space modeller er formulert direkte med egenskaper som trend, helning, sesongmønstre, syklener og sensitiviteter på forklaringsvariabler. I motsetning til andre typer modeller hvor dataene må transformeres for å bli stasjonære, kan ikke-stasjonære data modelleres direkte. Målet med en slik type modell er å forklare dynamikkene til tidsserien som analyseres så godt som mulig. Bøker som Harvey (1989) og Commandeur og Koopman (2007) gir en god introduksjon til bruk av State Space modeller og Kalman-filter i tidsserieanalyser.

5.1.1 Lokalt nivå modell

Et enkelt eksempel på en State Space modell er en modell hvor nivået, μ_t , kan variere over tid. Denne er gitt ved:

$$Y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (1)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + n_t \quad n_t \sim NID(0, \sigma_n^2) \quad (2)$$

Ligning (1) kalles for observasjonsligningen, her bestemmes verdien av den avhengige variabelen (Y_t). Ligning (2), tilstandsligningen, bestemmer karakteristikene til de uavhengige variablene i observasjonsligningen, i dette tilfellet er kun nivået uavhengig variabel. ε_t er den irregulære komponenten og n_t er komponent-feilen. NID står for normalt og uavhengig distribuerte residualer. Siden ligning (2) er definert som en random walk er lokalt nivå modell en random walk modell med støy (støyet kommer fra den irregulære komponenten). Når $\sigma_\varepsilon^2 = 0$ blir dette en ren random walk modell. Settes $\sigma_n^2 = 0$ blir nivået konstant som i tradisjonelle regresjonsmodeller.

5.1.2 Lokalt nivå modell med trend

Om en tidsserie beveger seg oppover eller nedover over lengre tid er det naturlig å inkludere en helning, β_t . En modell med nivå og helning er gitt ved:

$$Y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (3)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + \beta_t + n_t \quad n_t \sim NID(0, \sigma_n^2) \quad (4)$$

$$\beta_{t+1} = \beta_t + \zeta_t \quad \zeta_t \sim NID(0, \sigma_\zeta^2) \quad (5)$$

Forutsetningen i en slik modell er at uregelmessigheten (ε_t) og de to forstyrrelsene (n_t og ζ_t) er gjensidig ukorrelerte. Med $\sigma_\zeta^2 = 0$ er trenden redusert til en random walk med konstant helning β_t . Er også $\sigma_n^2 = 0$ har vi en deterministisk lineær trend.

5.1.3 Lokalt nivå modell med forklaringsvariabler

For å undersøke hvordan andre variabler påvirker en tidsserie kan disse modelleres inn i observasjonsligningen. Lokalt nivå modell med K forklaringsvariabler, og nye tilstandsligninger, er gitt ved:

$$Y_t = \mu_t + \sum_{j=1}^K \varphi_{j,t} * x_{j,t} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (6)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + n_t \quad n_t \sim NID(0, \sigma_n^2) \quad (7)$$

$$\varphi_{j,t+1} = \varphi_{j,t} + \tau_{j,t} \quad \tau_{j,t} \sim NID(0, \sigma_{j,\tau}^2) \text{ for alle } j = 1, \dots, K \quad (8)$$

Ved å sette $\sigma_{j,\tau}^2 = 0$ blir parameterverdien til forklaringsvariabel j konstant som i vanlig lineær regresjon. Er den ikke lik null er parameterverdien tidsvarierende.

5.1.4 Modell med sesongkomponenter

Sesongeffekt, γ_t , kan modelleres ved å legge sesongkomponenter inn i en av modellene over. Med månedlige data og lokalt nivå modell blir modellen som følger:

$$Y_t = \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (9)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + n_t \quad n_t \sim NID(0, \sigma_n^2) \quad (10)$$

$$\gamma_{1,t+1} = -\sum_{j=1}^{11} \gamma_{j,t} + \omega_t \quad \omega_t \sim NID(0, \sigma_\omega^2) \quad (11)$$

$$\gamma_{2,t+1} = \gamma_{1,t}$$

$$\gamma_{3,t+1} = \gamma_{2,t}$$

$$\gamma_{4,t+1} = \gamma_{3,t}$$

$$\gamma_{5,t+1} = \gamma_{4,t}$$

$$\gamma_{6,t+1} = \gamma_{5,t}$$

$$\gamma_{7,t+1} = \gamma_{6,t}$$

$$\gamma_{8,t+1} = \gamma_{7,t}$$

$$\gamma_{9,t+1} = \gamma_{8,t}$$

$$\gamma_{10,t+1} = \gamma_{9,t}$$

$$\gamma_{11,t+1} = \gamma_{10,t}$$

Med konstante sesongmønstre, $\sigma_\omega^2 = 0$, er summen av alle sesongeffekter lik null. Det vil si: $\gamma_{1,t+1} + \sum_{j=1}^{11} \gamma_{j,t} = 0$. Er ikke forstyrrelsen for sesongkomponentene lik null er det stokastiske sesongmønstre. Uregelmessigheten, ε_t , og forstyrrelsene, n_t og ω_t , må være gjensidig ukorrelerte. I motsetning til komponentene for nivå og helning, som trenger en tilstandsligning hver, trenger sesongkomponentene (s-1) tilstandsligninger, hvor s avhenger av periodisitet. I dette tilfellet, med månedlige data, er s=12.

5.1.5 Modell med syklus

En deterministisk syklus er en sinus-cosinus bølge over en gitt periode. En stokastisk syklus får man ved å inkludere støy-ledd og en dempingsfaktor. Lokalt nivå modell med syklus er gitt ved:

$$Y_t = \mu_t + \vartheta_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (12)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + n_t \quad n_t \sim NID(0, \sigma_n^2) \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} \vartheta_t \\ \vartheta_t^* \end{bmatrix} = \delta \begin{bmatrix} \cos(\lambda_c) & \sin(\lambda_c) \\ -\sin(\lambda_c) & \cos(\lambda_c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vartheta_t \\ \vartheta_t^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \kappa_t \\ \kappa_t^* \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} \kappa_t \\ \kappa_t^* \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{matrix} 0 & \sigma_{\kappa_t}^2 \\ 0 & \sigma_{\kappa_t^*}^2 \end{matrix} \right) \quad (14)$$

Her er ϑ_t og ϑ_t^* sykelkomponentene, δ er en dempingskoeffisient, λ_c er frekvensen målt i radianer og κ_t og κ_t^* er støyleddene til sykelkomponentene.

5.1.6 State Space formulering

Alle modellene i de foregående avsnittene kan spesifiseres på tilstandsform. Dette er to ligninger, observasjons- og tilstandsligning, som ved bruk av vektorer og matriser representerer ligningssystemene.

$$Y_t = \mathbf{Z}_t^T \boldsymbol{\alpha}_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim NID(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_{t+1} = \mathbf{T}_t \boldsymbol{\alpha}_t + \mathbf{R}_t \mathbf{n}_t \quad \mathbf{n}_t \sim NID(0, \mathbf{Q}_t) \quad (16)$$

I systemet over er Y_t og ε_t 1×1 skalarer, \mathbf{Z}_t^T er en $m \times 1$ observasjonsvektor (m er antall elementer i tilstandsvektoren), $\boldsymbol{\alpha}_t$ er en $m \times 1$ tilstandsvektor, \mathbf{T}_t er en $m \times m$ transisjonsmatrise, \mathbf{R}_t er en $m \times r$ seleksjonsmatrise (r er antall tilstandsvarianser), \mathbf{n}_t er en $r \times 1$ tilstandsfeilvektor og \mathbf{Q}_t er en $r \times r$ tilstandsfeilvarians matrise. Ved å definere disse kan forskjellige modeller spesifiseres. Den enkleste modellen, lokalt nivå modell, er for eksempel definert som:

$$Z: 1, \alpha_t: \mu_t, T_t: 1, R_t: 1, n_t: n_t, Q_t: \sigma_n^2$$

Kalman-filter teknikken benytter seg av denne representasjonen.

5.1.7 Kalman-filter

Kalman-filter brukes på samme måte på modeller med uobserverbare komponenter som minste kvadraters metode (OLS) benyttes for lineære regresjonsmodeller. Den estimerer de uobserverbare komponentene i de stokastiske prosessene som korresponderer med state-variablene eller state-vektoren. Kalman-filter er en rekursiv algoritme som oppdaterer state-vektoren for å maksimere sannsynlighetsfunksjonen. Er α_t tilstand på tidspunkt t , regner Kalman-filteret ut:

$$\alpha_{t+1} = \alpha_t + K_t(Y_t - Z_t \alpha_t) \quad (17)$$

$$K_t = \frac{P_t}{F_t}$$

Den siste delen av ligningen, $(Y_t - Z_t \alpha_t)$, er prognosefeilen i forrige steg. K_t er en verdi som angir hvor mye Kalman-filteret vektet tidligere prognosefeil, noe som bestemmer hvor mye prediksjonsfeilen på tidspunkt t skal influere prediksjonen på $t+1$. Større verdi på K_t gir større vekt på prediksjonsfeilen fra forrige periode i neste periode. Når usikkerheten i tidligere observasjoner er høy relativt til usikkerheten til den nye observasjonen vil K tendere mot 1. Når usikkerheten i den nye observasjonen er høy i forhold til usikkerheten i tidligere observasjoner vil K tendere mot 0. K_t er gitt i ligning nummer to, hvor P_t angir feilvariansen i tilstandsparametrene og F_t angir feilvariansen i prediksjonene. For å estimere modellen maksimeres følgende sannsynlighetsfunksjon, der d er antall tilstandsparametere det må settes startverdier for og v er prediksjonsfeilen:

$$\ln L = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \left(\log(F_t) + \frac{v_t^2}{F_t} \right) \quad (18)$$

Verdien av sannsynlighetsfunksjonen maksimeres ved å finne parameterverdier som minimerer samlet prediksjonsfeil og variansen. Prediksjonsfeilen minimeres in sample gitt spesifikasjon av State Space modell med uobserverbare komponenter.

For å estimere State Space modellene benyttes STAMP i OxMetrics. Framskrivningene gjøres ved å ekstrapolere den historiske oppførselen til et utvalg av variabler som vi er i interessert i for å lage en prediksjon av den avhengige variabelen. Se Mendelssohn (2011) og Koopman og Lee (2017) for introduksjon til programvaren.

5.2 ARIMA

Auto Regressive (AR) modeller ble først introdusert av Yule i 1926 og Moving Average (MA) ble presentert av Slutsky i 1937. Det var Wold som i 1938 kombinerte disse to konseptene og viste at ARMA(p,q) prosesser kan bli brukt til å modellere stasjonære prosesser så lenge det er passende antall AR komponenter (p) og MA komponenter (q). ARMA modeller ble ikke benyttet i nevneverdig grad før på 1960-tallet da datamaskiner som kunne gjøre de nødvendige utregningene ble tilgjengelig. Tidsserien y_t kan modelleres som en kombinasjon av tidligere observasjoner av y_t (AR) og tidligere feil e_t (MA) (Makridakis & Hibon, 1997).

$$y_t = \mu + \delta_1 y_{t-1} + \delta_2 y_{t-2} + \dots + \delta_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (19)$$

Ligningen kan enten være med eller uten en konstant (μ), modellene som benyttes i denne oppgaven inkluderer konstanten. For å bruke (19) til å modellere tidsserier må den originale serien først transformeres for å bli stasjonær. Deretter må et passende antall p og q spesifiseres for å finne modellen med lavest prognosefeil. ARIMA modeller estimeres ved å maksimere sannsynlighetsfunksjonen. Her estimeres parameterverdiene, μ , δ_i og θ_i , ved bruk av en ikke-lineær optimeringsprosedyre som minimerer summen av kvadrerte feil.

5.2.1 Inkludering av forklaringsvariabler

For å legge til uavhengige variabler i en ARMA modell legges det til elementer i ligning (19). x_i er verdien på variabelen, φ_i betegner parameterverdien og K er antall forklaringsvariabler som inkluderes i modellen. Dette gir følgende ligning:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^K \varphi_i x_i + \delta_1 y_{t-1} + \delta_2 y_{t-2} + \dots + \delta_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (20)$$

I denne ligningen er det ikke inkludert forsinkelser i de uavhengige variablene. Dette kan gjøres ved å legge inn et tidselement på samme måte som med AR og MA komponentene.

5.2.2 Prosedyre

Box og Jenkins (1976) gjorde bruken av ARMA(p,q) modeller mer populært ved å komme med forslag til hvordan de burde benyttes. Dette innebar prosedyrer for å gjøre tidsseriene stasjonære, og hvordan man skulle finne optimale verdier for p og q. De foreslo å benytte diagram for autokorrelasjon og partiell autokorrelasjon for å finne disse. Når parameterne i modellen var estimert ble det foretatt en sjekk for å undersøke om residualene var hvit støy. Om dette var tilfelle ble modellen definert som riktig spesifisert. Metoden de foreslo er kjent som Box-Jenkins metodikk for ARIMA modeller. "I" står her for integrert, som vil si hvor mange ganger den opprinnelige tidsserien må differensieres for å bli stasjonær. En ARIMA(p,d,q) modell er definert med p AR komponenter, d differensieringer av datasettet og q MA komponenter.

Autokorrelasjon funksjonen (ACF) viser korrelasjon for serien med seg selv ved forskjellige forsinkelser, for eksempel mellom x_t og x_{t-2} . Den partielle autokorrelasjon funksjonen (PACF) viser autokorrelasjonen ved en gitt forsinkelse som ikke allerede er forklart av de foregående

forsinkelsene. ACF som dør ut gradvis og PACF som har et tydelig fall etter et par forsinkelser er en typisk AR-signatur. ACF som har et tydelig fall etter et par forsinkelser og en PACF som dør ut gradvis er en typisk MA-signatur. En AR-serie har vanligvis en positiv autokorrelasjon ved første forsinkelse, mens en MA-serie typisk har en negativ autokorrelasjon ved første forsinkelse. Differensieringen av tidsserien påvirker ofte om det er en AR- eller MA-serie. En under-differensiert serie har typisk AR-signatur, mens en over-differensiert serie som oftest har en MA-signatur.

I tillegg til å benytte korrelogram benyttes også en annen metode for å finne optimalt antall p og q . AIC (Akaike information criterion) benyttes for å sammenligne ulike ARIMA modeller, og er definert som:

$$AIC = 2k - 2 \ln L \quad (21)$$

Her er k antall parametere som skal estimeres i tidsserien og $\ln L$ er verdien fra den maksimerte sannsynlighetsfunksjonen. AIC kompenserer for antall parametere i modellen, noe som gir en mer rettferdig sammenligning når modeller med forskjellige antall parametere sammenlignes. Ved bruk av andre evalueringskriterier gir en modell med flere parametere typisk bedre forklaringskraft. Ved bruk av AIC for å sammenligne modeller er regelen at den med lavest verdi rangeres høyest. Evalueringen baserer seg på en kombinasjon av kompleksiteten til modellen (antall parametere) og hvor godt modellen forklarer de faktiske data (maksimerte sannsynlighetsfunksjon). Modeller med ulikt antall AR og MA komponenter kan sammenlignes, hvor den med lavest AIC ansees som best.

5.2.3 ARFIMA

ARFIMA(p,f,q) er en ARMA modell hvor tidsserien kan differensieres på desimalnivå. Programvaren sørger for at tidsseriene er stasjonære med minst mulig differensiering. Poenget med dette er å få modeller som inkluderer mer langsiktige sammenhenger. En ARIMA-stasjonær serie har vanligvis kortere hukommelse på grunn av mer differensiering. ARFIMA modeller har f -parameteren som tar for seg langsiktig hukommelse og ARMA parameterne (p og q) som tar for seg den mer kortsiktige avhengigheten.

Programvaren som benyttes for å løse ARIMA og ARFIMA modellene er PcGive i OxMetrics. Algoritmen baserer seg på løsning av ARFIMA modeller. Ved å sette differensieringen lik et heltall så forenkles ARFIMA modellen til en ARIMA modell. Modellene kan framskrives på

to måter, hvor den ene er en naiv framskriving. Se Doornik og Hendry (2013) for introduksjon til PcGive.

5.3 Dummy-variabler

Dummyer er binære variabler som har verdien 0 eller 1 i samtlige datapunkter. Disse kan benyttes for å finne ut om spesifikke hendelser har påvirket den avhengige variabelen. Dette kan for eksempel være om lakseprisen har forandret seg før og etter et land har innført importforbud mot norsk laks. I dette tilfellet vil variabelen ha verdien 0 før og verdien 1 etter importforbudet. Fjernes importforbudet en gang i fremtiden vil variabelen bytte verdi tilbake til 0. Dummy-variabler kan også benyttes til å modellere ikke-lineære sammenhenger mellom den avhengige og de uavhengige variablene. Sammenhengene kan studeres grafisk, for eksempel i et spredningsplott, og deretter integreres i modellene ved bruk av dummy-variabler. Dette kan for eksempel være om tilførselen fra Norge faller under et visst nivå i en gitt periode har en påvirkning på spotprisen som ikke allerede fanges opp i modellen. For perioden det eksisterer ikke-lineære sammenhenger vil dummy-variabelen ha verdi 1 i de månedene hvor tilførselen fra Norge er under det bestemte nivået og 0 ellers. Inkludering av sesongeffekter i modeller benytter dummy-variabler. Disse kan også inkluderes for kun noen av månedene og i kun bestemte perioder av datasettet, noe som kan være nyttig hvis sesongvariasjonene forandrer seg betydelig over tid.

5.4 Evaluering av modeller

For å evaluere hvor godt modeller passer til datasettet brukes vanligvis metoder som determinantkoeffisient (R^2), som forteller hvor mye av variasjonen i den avhengige variabelen som forklares av modellen. For ikke-lineære modeller hvor sannsynlighetsfunksjonen maksimeres brukes informasjonskriterier, som for eksempel AIC, for å estimere kvaliteten på modellene relativt til hverandre. For å evaluere prediksjonene disse modellene lager for fremtiden, som er data utenfor det opprinnelige datasettet, må andre metoder benyttes. Her er det viktigste at prediksjonene avviker så lite som mulig fra de faktiske verdiene.

Prosedyren benyttet for å finne gode prediksjonsmodeller er å kalkulere parameterverdier ved bruk av en del av datasettet, og bruke disse til å lage prediksjoner for en eller flere av datapunktene som er holdt igjen. Her kan ulike evalueringskriterier benyttes for å sammenligne hvor godt prediksjonene samsvarer med de faktiske verdiene. Prediksjonene er her definert som

\hat{X}_t , de faktiske verdiene som X_i og T er antall perioder som predikeres. Modellene i denne oppgaven benytter ulike transformasjoner av lakseprisen, men ved evaluering transformeres alle til ordinær form (kr/kg). Følgende evalueringskriterier benyttes for å vurdere prediksjonskraften til modeller (Alexander, 2008):

$$\text{Root mean square error: } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (X_i - \hat{X}_t)^2}{T}} \quad (22)$$

$$\text{Mean absolute error: } MAE = \frac{\sum_{t=1}^T |X_i - \hat{X}_t|}{T} \quad (23)$$

$$\text{Mean absolute percentage error: } MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|X_i - \hat{X}_t|}{X_i} \quad (24)$$

$$\text{Korrelasjonen: } \text{Korr}(X_i, \hat{X}_t) = \frac{\sum_{t=1}^T (X_i - \bar{X}_i)(\hat{X}_t - \bar{\hat{X}}_t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (X_i - \bar{X}_i)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (\hat{X}_t - \bar{\hat{X}}_t)^2}} \quad (25)$$

Ved å evaluere framskrivingene som blir gjort av ulike State Space og ARIMA modeller kan man finne de modellene som sannsynligvis egner seg best til å predikere lakseprisen fremover i tid. Prediksjonsmodellene som gir lavest RMSE, MAE og MAPE, og høyest korrelasjon, korresponderer best med de faktiske prisene.

5.5 Scenarioanalyser

Et scenario er en hypotetisk sekvens av utfall som baserer seg på kvalitative og/eller kvantitative antagelser. I planlegging og risikohåndtering er scenarioanalyser mye benyttet for å få en bedre forståelse for usikkerhet, og for å være forberedt på ulike potensielle utfall. Rene framskrivninger gir ikke oversikt over hele risikobildet, selv om det kan si noe om det mest sannsynlige utfallet. En scenarioanalyse er på mange måter det samme som en rekke framskrivninger basert på ulike antagelser.

Scenarioanalyser benyttes for å inkludere usikkerhet i modeller (Bunn & Salo, 1993). Datagrunnlaget for forklaringsvariablene som benyttes for å framskrive lakseprisen vil være estimater. Det vil derfor være hensiktsmessig å lage scenarioanalyser som tar hensyn til usikkerheten i disse estimatene, og hvordan dette påvirker lakseprisen. Dette kan gjøres ved å ha et lavt og et høyt scenario som baserer seg på den effekten som det forventes at forklaringsvariablene har på lakseprisen. Lavt prisscenario vil for eksempel være en høyere tilførsel av laks og en lavere valutakurs enn det som er forventet i estimatene. Scenarioanalyser kan også brukes til å vise hvor sensitive modellene er for endringer i forklaringsvariablene. Dette gir informasjon om det er risikofaktorene eller de andre elementene i modellene som er dominerende. I ARIMA modeller kan de andre elementene være AR og MA komponentene som inkluderes, mens i State Space modeller kan dette være nivå, trend, sesongvariasjoner og syklus.

Usikkerheten i forklaringsvariablene kan inkluderes i ulike scenarioer ved å for eksempel se på standardavvik eller høyeste og laveste log-avkastning i variablene over et tidsrom og bruke dette for å justere forklaringsvariablene. I denne oppgaven brukes høyeste og laveste log-avkastning i det siste året av datasettet. Standardavvik gir informasjon om volatiliteten til variablene, mens høyeste og laveste log-avkastning også tar hensyn til størrelsen på opp- og ned siden.

6 Deskriptiv statistikk

Tabell 6.1 viser deskriptiv statistikk for forklaringsvariablene som benyttes i denne oppgaven. Før dataene benyttes i modeller velges det å transformere de, hvor ulike transformasjoner brukes for de to modelltypene. State Space modellene kan modelleres med ikke-stasjonære data, men for å få mer stabile varianser transformeres dataene til logaritme-form. ARIMA modellene krever stasjonære tidsserier, derfor benyttes de opprinnelige dataene på endringsform.

Tabell 6.1 - Deskriptiv statistikk for månedlige data januar 2005-februar 2017.

	Spotpris	Tilførsel fra Norge	Global tilførsel (eks. Norge)	EURNOK	Substitutter	Lus
Gjennomsnitt	35,76	79 036	65 355	8,23	125,46	0,220
Standardavvik	11,58	22 129	15 618	0,56	32,59	0,132
Kurtosis	1,57	-1,01	-0,72	-0,32	-0,76	3,83
Skjevhet	1,35	-0,03	0,42	0,72	0,71	1,71
Minimum	20,67	36 900	39 000	7,32	75,61	0,031
Maksimum	74,08	122 800	100 600	9,59	195,80	0,739
Antall	146	146	146	146	146	146

Augmented Dickey-Fuller (ADF) viser at ingen av variablene er stasjonære på logaritme-form. Data på logaritme-form er generelt mindre volatile enn data på original form, noe som også vises i standardavviket til variablene. Normalitets-testen viser at nullhypotesen om normalfordeling forkastes for samtlige variabler, med unntak av lus og global tilførsel (eks. Norge). Substitutter er den variabelen som er mest korrelert med spotprisen, noe som forventes om denne variabelen representerer faktiske substitutter til norsk laks. Det er relativ høy korrelasjon mellom substitutter og de to tilbudsside-variablene. I regresjonsmodeller hvor logaritmen av data benyttes på både venstre og høyre side av ligningen kan parameterestimaterne tolkes som elastisiteter. Det vil si at en parameterverdi på for eksempel 0,1 tilsier at en økning i forklaringsvariabelen på 10% gir 1% økning i lakseprisen.

Tabell 6.2 - Deskriptiv statistikk for logaritmen av data.

	Ln Spotpris	Ln Tilførsel fra Norge	Ln Global tilførsel (eks. Norge)	Ln EURNOK	Ln Substitutter	Ln Lus
Gjennomsnitt	3,53	11,24	11,06	2,11	4,80	-1,68
Standardavvik	0,291	0,301	0,239	0,066	0,249	0,584
Kurtosis	-0,16	-0,69	-0,76	-0,43	-0,93	0,51
Skjevhet	0,71	-0,49	0,01	0,60	0,40	-0,29
Minimum	3,03	10,52	10,57	1,99	4,33	-3,48
Maksimum	4,31	11,72	11,52	2,26	5,28	-0,30
Antall	146	146	146	146	146	146
Normalitets-test	28,86	19,74	4,01	22,01	20,67	3,21
ADF	-1,50	-3,12	-1,87	-1,24	-0,39	-3,95

Autokorrelasjon						
Lag 1	0,93	0,88	0,94	0,97	0,98	0,80
Lag 2	0,84	0,80	0,92	0,91	0,95	0,46
Lag 3	0,74	0,78	0,89	0,87	0,92	0,08
Lag 4	0,66	0,71	0,86	0,82	0,90	-0,24
Lag 5	0,60	0,71	0,84	0,78	0,88	-0,45
Lag 6	0,55	0,72	0,81	0,74	0,86	-0,53
Portmanteau(12)	660,54	964,14	1207,5	930,41	1326,3	420,14

Korrelasjon	Ln Spotpris	Ln Tilførsel fra Norge	Ln Global tilførsel (eks. Norge)	Ln EURNOK	Ln Substitutter	Ln Lus
Ln Spotpris	1					
Ln Tilførsel fra Norg	0,41	1				
Ln Global tilførsel (e	0,43	0,58	1			
Ln EURNOK	0,56	0,20	0,46	1		
Ln Substitutter	0,71	0,71	0,74	0,49	1	
Ln Lus	-0,21	0,10	-0,15	0,06	-0,12	1

Normalitets-test tester om tidsserien er normalfordelt. Nullhypotesen er normalfordeling, kritisk verdi er 5,99 ved 5% signifikansnivå. ADF tester om tidsserien er stasjonær. Forkastes nullhypotesen er tidsserien stasjonær, kritisk verdi er -2,88 ved 5% signifikansnivå. Portmanteau(12) tester for autokorrelasjon fra 1 til 12 forsinkelser (lag). Forkastes nullhypotesen er det seriekorrelasjon, kritisk verdi er 21,03 ved 5% signifikansnivå.

Som nevnt er det nødvendig å ha stasjonære tidsserier i ARIMA modeller. Med data på endringsform er ADF over den kritiske verdien ved 5% signifikansnivå for samtlige variabler. Dette vil si at det er over 95% sannsynlighet for at nullhypotesen om ikke-stasjonære tidsserier kan forkastes for samtlige variabler. Alle tidsseriene er stasjonære og kan dermed benyttes i ARIMA modeller. I ARFIMA modellene differensieres de originale dataene på desimalnivå. Utrengningen av denne typen modeller utfører tester på dataene for å få stasjonære tidsserier med mindre differensiering.

De fleste variablene har for stor skjevhet og kurtosis for å kunne defineres som normalfordelte, unntaket er variabelen global tilførsel (ekskludert Norge) som har en statistikk som er lavere enn den kritiske verdien. Det er generelt lite korrelasjon mellom variablene. Som forventet er det en negativ korrelasjon mellom differansen av spotprisen og differansen av tilførselen fra

Norge. Hypotesen om ingen seriekorrelasjon fra en til tolv forsinkelser forkastes for samtlige variabler med unntak av substitutter. Seriekorrelasjon tyder på at noe av utviklingen i variablene kan forklares av tidligere bevegelser. Lus har høy autokorrelasjon etter en forsinkelse og har høyest Portmanteau statistikk.

Tabell 6.3 - Deskriptiv statistikk for differensiering av data.

	Diff Spotpris	Diff Tilførsel fra Norge	Diff Global tilførsel (eks. Norge)	Diff EURNOK	Diff Substitutter	Diff Lus
Gjennomsnitt	0,28	328	170	0,004	0,58	0,0002
Standardavvik	3,60	10 421	4 999	0,140	4,87	0,0752
Kurtosis	1,31	0,26	0,34	3,11	1,66	1,81
Skjevhet	-0,16	-0,55	0,32	0,79	-0,14	0,40
Minimum	-11,23	-29 900	-13 000	-0,433	-16,69	-0,22
Maksimum	11,57	23 800	15 000	0,595	18,60	0,28
Antall	145	145	145	145	145	145
Normalitets-test	10,35	8,02	2,84	23,08	14,99	14,71
ADF	-10,25	-13,35	-15,88	-9,22	-9,81	-7,53

Autokorrelasjon						
	Diff Spotpris	Diff Tilførsel fra Norge	Diff Global tilførsel (eks. Norge)	Diff EURNOK	Diff Substitutter	Diff Lus
Lag 1	0,100	-0,123	-0,301	0,232	0,177	0,419
Lag 2	-0,002	-0,258	0,047	-0,066	-0,104	0,230
Lag 3	-0,143	0,141	-0,087	0,021	0,033	-0,228
Lag 4	-0,139	-0,356	-0,079	-0,172	-0,054	-0,270
Lag 5	-0,040	-0,019	0,123	-0,014	-0,114	-0,418
Lag 6	-0,084	0,295	-0,026	0,189	-0,032	-0,411
Portmanteau(12)	27,14	140,01	42,64	22,36	13,62	220,59

Korrelasjon	Diff Spotpris	Diff Tilførsel fra Norge	Diff Global tilførsel (eks. Norge)	Diff EURNOK	Diff Substitutter	Diff Lus
Diff Spotpris	1					
Diff Tilførsel fra Norge	-0,24	1				
Diff Global tilførsel (eks. Norge)	-0,05	0,43	1			
Diff EURNOK	0,15	0,08	0,05	1		
Diff Substitutter	0,19	-0,07	0,00	0,22	1	
Diff Lus	-0,29	0,15	0,09	0,18	-0,16	1

For å vurdere ARIMA modeller kan det være nyttig å studere autokorrelasjon-funksjonene. Nivåene på ACF og PACF er generelt lave og gir ikke noe informasjon som kan være nyttig i valg av modeller. Den høyeste verdien er tolv måneder tilbake i tid, noe som indikerer at det kan være sesongvariasjoner i spotprisen. Noe av dette kan skyldes sesongmessige variasjoner i tilførselen av laks, noe som vil bli inkludert i modellene i form av to forklaringsvariabler med informasjon om tilbudssiden.

Tabell 6.4 – ACF og PACF for en differensiering av spotprisen.

Diff Spotpris	Lag 1	Lag 2	Lag 3	Lag 4	Lag 5	Lag 6	Lag 7	Lag 8	Lag 9	Lag 10	Lag 11	Lag 12
ACF	0,100	-0,002	-0,143	-0,139	-0,040	-0,084	-0,018	-0,108	0,021	0,055	0,164	0,274
PACF	0,100	-0,012	-0,143	-0,114	-0,018	-0,102	-0,040	-0,135	0,005	0,018	0,119	0,237

6.1 Sesongvariasjoner

Gjennomsnittlig avkastning i spotprisen i de forskjellige månedene historisk viser tegn til sesongvariasjoner. August, september og desember har hatt de mest tydelige sesongvariasjonene om man ser på hele datasettet. August og september har hatt en gjennomsnittlig avkastning på henholdsvis -6% og -8%. For august har denne negative effekten forsterket seg om de første årene fra datasettet utelukkes. Den gjennomsnittlige utviklingen i desember har vært sterk, med en gjennomsnittlig avkastning på +12% for hele datasettet. De siste tre årene har det vært tydelig negativ utvikling i februar og positiv utvikling i oktober, men disse effektene har ikke vært vedvarende over en lengre tidsperiode.

Tabell 6.5 - Gjennomsnittlig månedlig log-avkastning for hele datasettet og hvordan dette har utviklet seg over tid. I de åtte kolonnene til høyre er de første årene fra datasettet fjernet. Kolonnen med "2011-" er for eksempel gjennomsnittlig månedlig log-avkastning basert på data fra januar 2011 til februar 2017.

	Hele datasettet	2009-	2010-	2011-	2012-	2013-	2014-	2015-	2016-
Januar	1 %	1 %	0 %	0 %	2 %	3 %	0 %	1 %	4 %
Februar	1 %	2 %	2 %	-1 %	-1 %	-3 %	-6 %	-7 %	-7 %
Mars	4 %	2 %	1 %	1 %	1 %	1 %	0 %	5 %	10 %
April	3 %	3 %	3 %	2 %	1 %	1 %	-3 %	-6 %	-7 %
Mai	1 %	1 %	-1 %	-3 %	-1 %	-2 %	-3 %	3 %	9 %
Juni	-4 %	-6 %	-6 %	-6 %	-3 %	0 %	1 %	8 %	7 %
Juli	2 %	3 %	3 %	3 %	5 %	6 %	6 %	3 %	1 %
August	-6 %	-9 %	-7 %	-8 %	-8 %	-12 %	-12 %	-9 %	-18 %
September	-8 %	-7 %	-8 %	-8 %	-8 %	-8 %	-4 %	-6 %	-7 %
Oktober	-2 %	0 %	2 %	2 %	6 %	8 %	6 %	7 %	13 %
November	4 %	7 %	7 %	9 %	8 %	8 %	9 %	6 %	3 %
Desember	12 %	14 %	16 %	16 %	17 %	18 %	15 %	16 %	13 %

7 Framskrivning

For å finne ut hvor godt ulike modeller predikerer lakseprisen inkluderes ikke hele datasettet i regresjonen. Predikert pris kan dermed sammenlignes med den faktiske prisen i de månedene som holdes igjen. Det fokuseres på å finne best mulige modeller for de siste tolv månedene av datasettet. De siste tre, seks og tolv månedene, med siste datapunkt i februar 2017, holdes igjen, noe som gir ulike avslutningspunkter for regresjonene som prediksjonene baserer seg på. Dette gir et bedre grunnlag for å sammenligne modeller.

De faktiske verdiene på forklaringsvariablene benyttes i framskrivningene. Unntaket er framskrivninger som gjøres etter februar 2017, hvor det benyttes estimater. Framskrivninger etter februar 2017 er inkludert i kapittel 8 sammen med scenarioanalyser.

7.1 Forklaringsvariabler

Forklaringsvariablene er testet i flere State Space og ARIMA modeller for å vurdere om de er egnet til å framskrive lakseprisen. I State Space modellene kan parameter-verdiene være tidsvarierende, noe som gir informasjon om hvordan forklaringsvariablene påvirker lakseprisen over tid. Ved å sette parameter-verdiene konstant får man tilsvarende informasjon om forklaringsvariablene som ved tradisjonelle regresjonsmodeller eller ARIMA modeller. En vurdering av statistikken fra modellene, som for eksempel t-statistikk, brukes til å evaluere forklaringsvariablene⁷. Dette sees også i sammenheng med den forventede påvirkningen de ulike forklaringsvariablene har på lakseprisen, som ble gjennomgått i kapittel 4. Uventet fortegn på parameter-verdiene kan skyldes at modellen er feil spesifisert, beslutninger bør derfor ikke tas basert på resultatene fra en enkelt modell alene. En totalvurdering av forklaringsvariablene basert på utskriftstatistikk og kvalitative vurderinger benyttes for å vurdere hvilke variabler som bør inkluderes i modellene.

Resultatene tyder på at tilførsel fra Norge, EURNOK og lus har signifikant påvirkning på utviklingen til lakseprisen, resultatene fra både State Space og ARIMA modellene er samstemte⁸. Det meste av informasjon fra tilbudssiden bør ligge i variabelen tilførsel fra Norge, det er derfor rimelig å anta at denne er vesentlig viktigere enn lusenivået. Substitutter er

⁷ T-statistikk er en statistisk hypotesetest som i dette tilfellet tester om koeffisienten er signifikant forskjellig fra null. Er t-statistikken over kritisk verdi forkastes nullhypotesen om at koeffisienten er lik 0. Ved 5% signifikansnivå er t-statistikken ca. 1,96.

⁸ Se Appendiks B for utskrift av en State Space og en ARIMA modell hvor alle forklaringsvariablene er inkludert. Dette er to av flere modeller som er benyttet i vurderingen av forklaringsvariablene.

middels signifikant og vil inkluderes i enkelte modeller. Kylling, svin og biff er også testet alene i modeller, uten at dette har gitt noe bedre resultater. Som nevnt i kapittel 4.3.2 er det usikkerhet om det i hele tatt eksisterer noen direkte substitutter til laks, det er derfor ikke veldig overraskende at en indeks av kylling, svin og biff ikke er særlig relevant for å forklare endringer i lakseprisen. Global tilførsel (ekskludert Norge) er ikke signifikant i noen modeller, og vil derfor ikke inkluderes i modellene som presenteres videre i oppgaven.

7.2 State Space

De ulike modellene som er testet inkluderer nivå, trend, sesongvariasjoner og syklus med forskjellige utvalg av forklaringsvariabler. Det tas utgangspunkt i modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er med, og resultatene fra disse benyttes videre i testing av flere modeller. Erfaringene fra modellene benyttet på data de siste tolv månedene brukes i modellene for de siste seks og tre månedene. Informasjon og kunnskap om laksemarkedet benyttes i valg som gjøres for testing av ulike modeller. Hovedformålet med oppgaven er å finne modeller som egner seg til å predikere lakseprisen, det vil derfor ikke være fornuftig å inkludere sammenhenger som sannsynligvis ikke vil fortsette inn i fremtiden eller som vanskelig lar seg forklare. Det er forsøkt å identifisere ikke-lineære sammenhenger mellom spotprisen og de uavhengige variablene, både for hele datasettet og de siste årene, uten at dette har gitt noen gode resultater⁹.

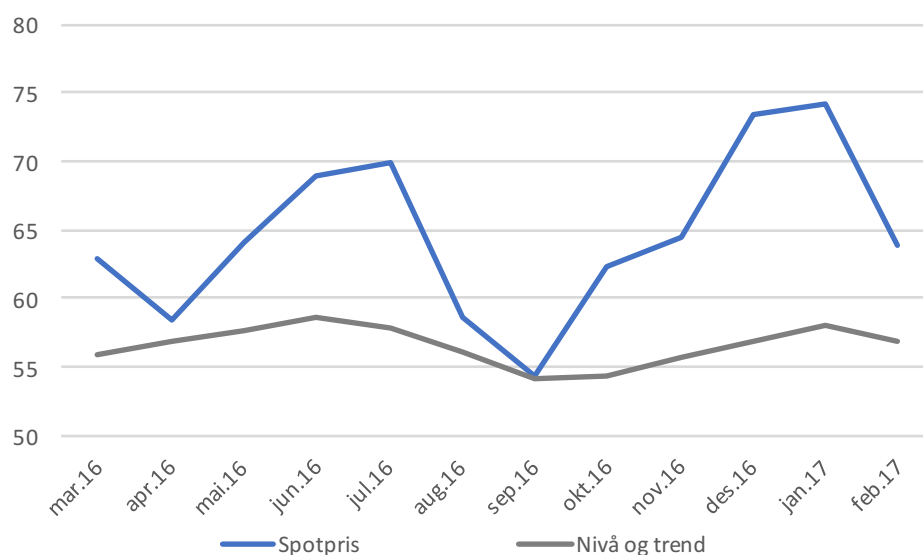
7.2.1 Siste tolv måneder

Modeller som inkluderer ulike karakteristikk og de tre forklaringsvariablene som er signifikante gir dårlige resultater for samtlige evalueringskriterier. Den beste modellen for alle evalueringskriterier er med nivå, trend og de tre signifikante forklaringsvariablene. Figur 7.1 viser systematisk underpredikering av prisen, noe som gjelder for samtlige modeller. Modellene fanger ikke opp de høye pristoppene. Inkludering av substitutter gir ikke noe bedre resultater.

⁹ Se Appendiks A for spredningsplott av spotprisen og forklaringsvariablene.

Tabell 7.1 - Evaluering av ulike State Space modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.

	Nivå	Nivå og trend	Nivå, trend og ses	Nivå og ses	Nivå, trend og syk	Nivå og syk
RMSE	12,53	9,40	12,37	12,43	14,05	15,61
MAPE	16,5 %	11,8 %	16,1 %	16,2 %	19,4 %	20,9 %
MAE	11,07	7,99	10,77	10,83	12,89	13,92
Korrelasjon	13 %	68 %	23 %	22 %	24 %	-11 %



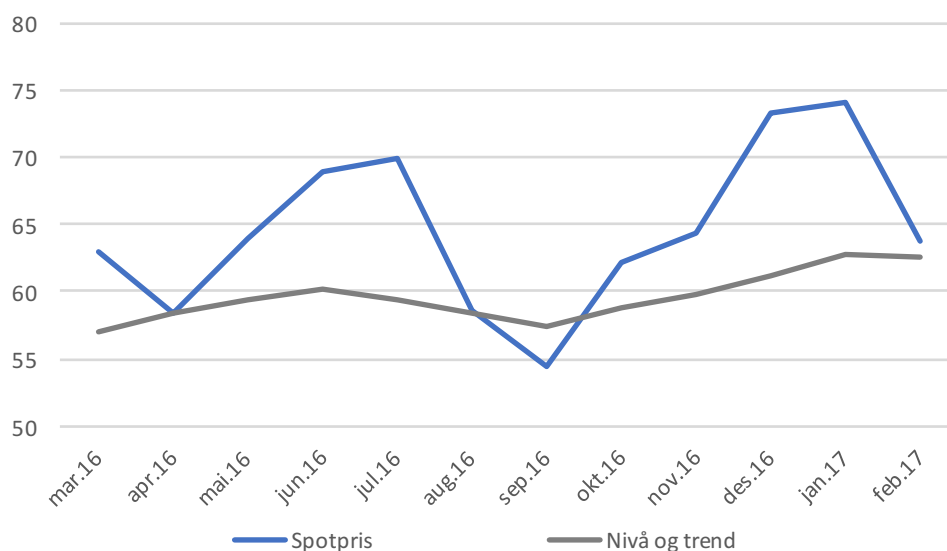
Figur 7.1 - Framskriving med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra mars 2016 til februar 2017. Faktisk spotpris (blå farge) og predikert spotpris (grå farge).

I tabell 7.2 er ikke EURNOK inkludert i noen av modellene, og dette gir generelt bedre resultater. Evalueringresultatene for samtlige modeller er bedre enn de som tidligere er undersøkt. Modellen med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus er den beste modellen. Toppene og bunnene i lakseprisen fanges ikke opp av modellene, men sammenlignet med tidligere modeller er prisen gjennomsnittlig på et høyere nivå som gir bedre evalueringresultater. Historisk har volatiliteten til lakseprisen vært høyere i perioder med høy pris, noe som kan forklare de store prissvingningene fra mars 2016 til februar 2017¹⁰. Høy volatilitet gjør det ekstra utfordrende å predikere prisbevegelsene.

¹⁰ Se kapittel 3 og studier av volatiliteten til lakseprisen.

Tabell 7.2 – Evaluering av modeller som baserer seg på tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Det er lagt til en og en forklaringsvariabel i modellene, dette er lus, lus med en forsinkelse og substitutter.

	Tilførsel fra Norge		Og lus	Og lus med en forsinkelse	Og substitutter
	Nivå og trend	Nivå, trend og ses	Nivå og trend	Nivå og trend	Nivå og trend
RMSE	6,97	7,38	6,83	7,37	7,44
MAPE	8,4 %	8,9 %	8,0 %	9,0 %	9,1 %
MAE	5,66	6,03	5,46	6,06	6,16
Korrelasjon	55 %	56 %	70 %	54 %	63 %



Figur 7.2 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus.

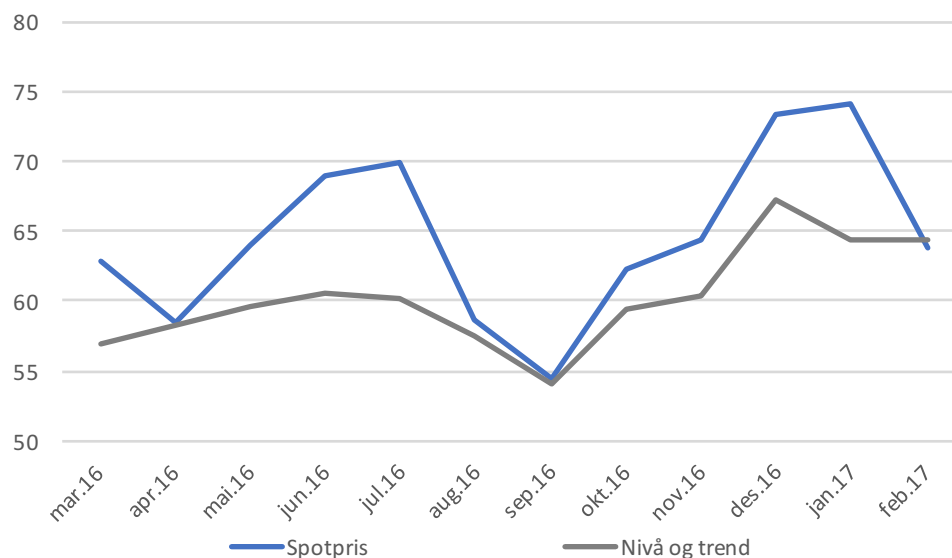
Modeller med sesongvariasjoner gir generelt dårlige resultater. Deskriptiv statistikk tyder på at det er sesongvariasjoner i lakseprisen, men at disse har forandret seg fra 2005 frem til i dag¹¹. For å få en forsterket effekt av sesongvariasjonene de siste årene inkluderes dummy-variabler fra 2012 på de månedene som har tydeligst sesongvariasjoner. De månedene med tydeligste sesongvariasjoner er august, september og desember. Det er også testet modeller med dummy-variabler på flere av månedene, uten at dette har gitt noen bedre resultater. Samtlige modeller blir bedre om dummy-variabler legges til. Modellen med tilførsel fra Norge og lus er best, marginalt bedre enn om lus ikke er inkludert. Som forventet er dummy-variablene for august og september negative og dummy-variabelen for desember positiv. Sammenlignet med modellen i figur 7.2 fanger dummy-variablene opp prisfallene i august og september, og en kraftigere prisstigning i desember. Modellen fanger ikke opp pristoppene i juni og juli. Historisk

¹¹ Se tabell 6.5 i kapittel 6.1 om sesongvariasjoner.

har det ikke vært noen betydelig prisøkning juni, denne kan derfor ikke forklares av sesongvariasjoner.

Tabell 7.3 - Evaluering av modeller med dummy-variabler på måneder. Modellene tar utgangspunkt i tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel, hvor flere forklaringsvariabler legges til.

	Tilførsel fra Norge Nivå og trend	Og lus Nivå og trend	Og lus og EURNOK Nivå og trend	Og lus og substitutter Nivå og trend
RMSE	5,64	5,61	12,34	6,04
MAPE	6,8 %	6,5 %	16,5 %	7,5 %
MAE	4,60	4,44	10,94	5,05
Korrelasjon	79 %	82 %	36 %	85 %



Figur 7.3 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Det er inkludert dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.

7.2.2 Siste seks måneder

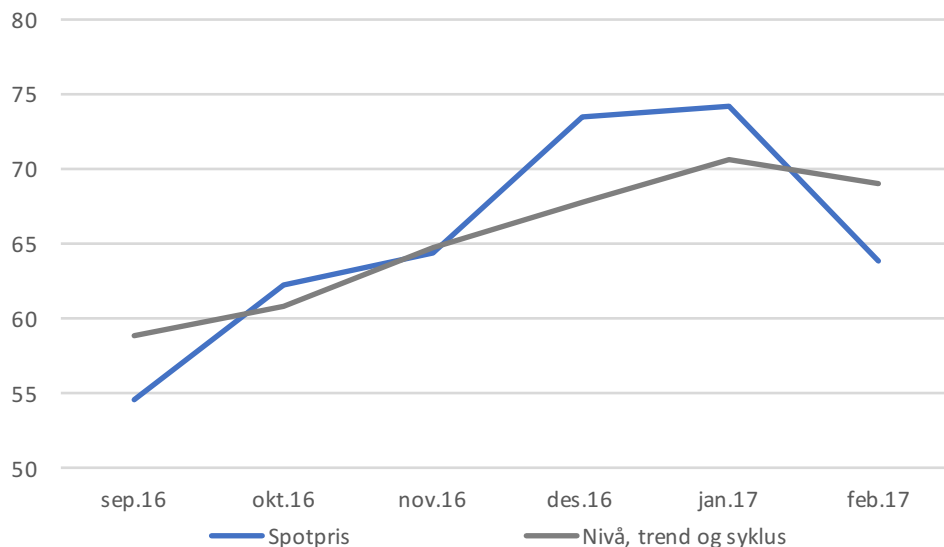
Evalueringresultatene for framskrivinger for de siste seks månedene av datasettet er generelt bedre enn tilsvarende modeller for de siste tolv månedene. Usikkerheten øker med tiden, det er derfor forventet at prediksjoner lengre frem i tid avviker i større grad fra den faktiske prisen. De beste modellene er de hvor syklus er inkludert, og den har en periode på omtrent 0,96 år i begge tilfellene¹². Dette vil si en topp og bunn som flytter seg omtrent 0,04 år tilbake for hvert år som går. I 2016 var prisbunnen i august, og basert på karakteristikene i laksemarkedet er

¹² Se Appendix C for figur og statistikk om syklusen.

det vanskelig å finne støtte for at denne syklusen skal fortsette. Historisk har det vært en betydelig prisnedgang i august, det er derfor lite som tilsier at en prisbunn skal komme i juni og juli. Årsaken til at denne syklusen gir gode resultater kan henge sammen med innføringen av MTB-regimet i 2005 som har ført til at selskapene gradvis har måtte slaktet fisk tidligere og tidligere i vekstperioden om høsten for å holde seg under biomassetaket¹³. Den beste modellen følger den faktiske prisutviklingen ganske bra, men i likhet med tidligere modeller er den mindre volatil. Modellen fanger ikke opp prisøkningen i desember og prisfallet i februar. I likhet med modellene for de siste tolv månedene gir inkludering av substitutter dårligere resultater.

Tabell 7.4 – Evaluering av modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.

	Nivå	Nivå og trend	Nivå, trend og ses	Nivå og ses	Nivå, trend og syk	Nivå og syk
RMSE	10,75	8,47	8,67	10,72	3,92	4,92
MAPE	13,7 %	10,5 %	11,0 %	14,1 %	5,2 %	6,1 %
MAE	9,39	7,25	7,50	9,61	3,42	4,11
Korrelasjon	79 %	82 %	79 %	79 %	84 %	88 %



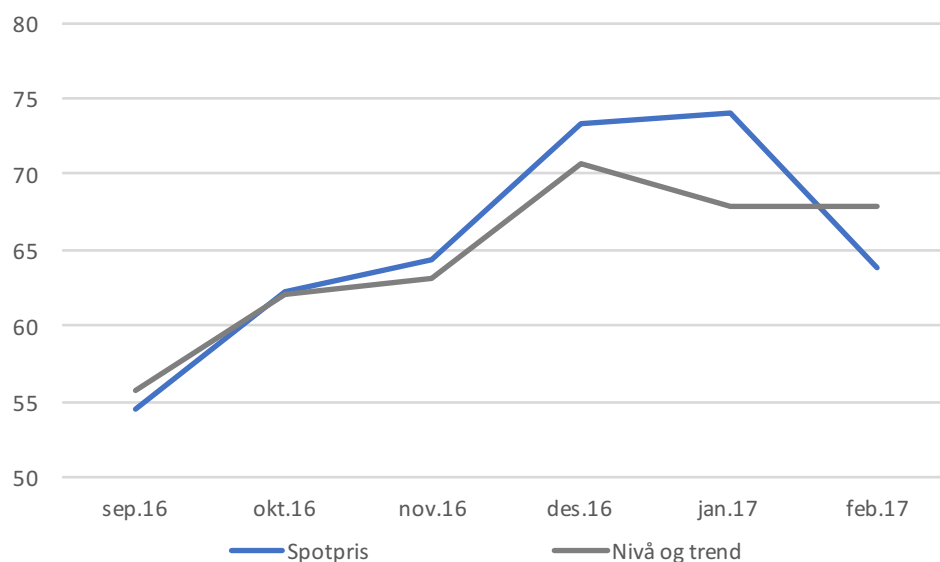
Figur 7.4 - Framskrivning av modell med nivå, trend, syklus og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra september 2016 til februar 2017.

¹³ Høye sjøtemperaturer mot slutten av sommeren og tidlig på høsten gjør at fisken vokser raskere i denne perioden. Dette er perioden hvor biomassen er høyest og nærmest biomassetaket (MTB). Gradvis som selskapene har utnyttet konsesjonene sine bedre kan det tenkes at de har nærmet seg biomassetaket tidligere og tidligere, og dermed måtte slaktet ut mer fisk for å holde seg innenfor regelverket. Dette vil igjen påvirke tilbudet av fisk og spotprisen. Se figur 2.1.

Modellene i tabell 7.5 bruker dummy-variabler for å fange opp de mer tydelige sesongeffektene de seneste årene, og begge har bedre evalueringsresultater enn de som inkluderer syklus i tabell 7.4. En modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus gir best resultat. Modellen gir svært gode prediksjoner fra september til desember, mens den i motsetning til den faktiske prisen har et prisfall i januar.

Tabell 7.5 - Evaluering av modeller med dummy-variabler for august, september og desember.

	Tilførsel fra Norge	Og lus
	Nivå og trend	Nivå og trend
RMSE	3,38	3,32
MAPE	4,1 %	3,9 %
MAE	2,76	2,63
Korrelasjon	88 %	89 %



Figur 7.5 - Framskrivning av modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Det er inkludert dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.

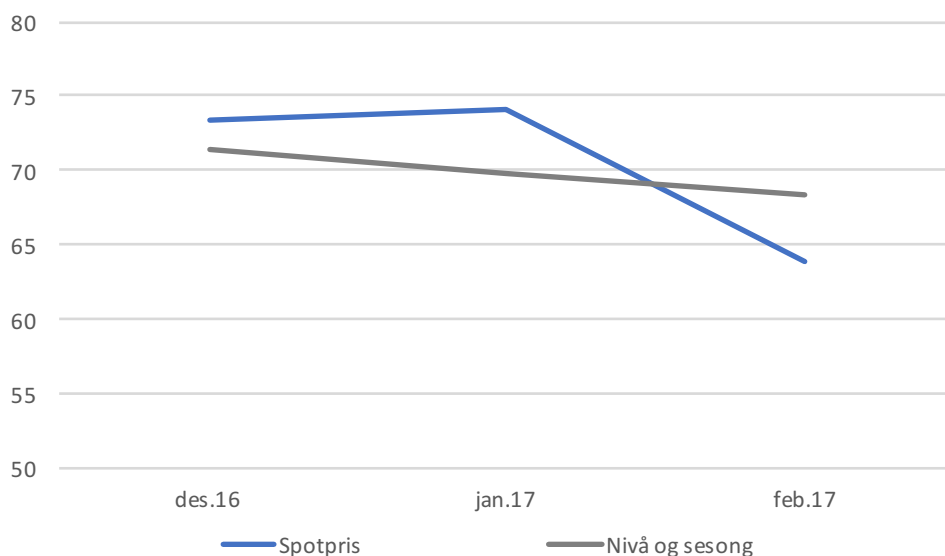
7.2.3 Siste tre måneder

Som forventet er evalueringsresultatene bedre enn for tilsvarende modeller for de siste seks og tolv månedene. De to modellene med sesongvariasjoner gir best resultat. Nivå, trend og sesongvariasjoner gir best evalueringsresultat ved MAE, mens den uten trend er best ved RMSE og MAPE. Forskjellen mellom de to modellene er at den som inkluderer trend får en gradvis høyere pris. Predikert laksepris for modellen med nivå og sesongvariasjoner gir et jevnt fall i

januar og februar, mens den faktiske prisen hadde en marginal oppgang i januar og en brå nedgang i februar.

Tabell 7.6 - Evaluering av ulike modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er inkludert som forklaringsvariabler.

	Nivå	Nivå og trend	Nivå, trend og ses	Nivå og ses	Nivå, trend og syk	Nivå og syk
RMSE	6,76	5,84	4,60	3,74	5,87	4,96
MAPE	7,5 %	7,7 %	5,3 %	5,1 %	7,5 %	7,0 %
MAE	5,54	5,53	3,51	3,56	5,41	4,84
Korrelasjon	91 %	13 %	90 %	84 %	45 %	2 %



Figur 7.6 - Framskrivning av modell med nivå, sesongvariasjoner og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus fra desember 2016 til februar 2017.

De beste modellene for de siste tre månedene av datasettet skiller seg ut sammenlignet med de siste seks og tolv månedene. Modeller som inkluderer EURNOK presterer generelt bedre, og faste sesongvariasjoner gir bedre evalueringresultater enn om de erstattes med dummy-variabler.

7.3 ARIMA

Som nevnt i kapittel 6 om deskriptiv statistikk gir ACF og PACF ingen tydelige tegn til hvilket antall AR og MA komponenter som passer best. Modellene bestemmes derfor ut i fra informasjonskriteriet (AIC) for ulike kombinasjoner av forklaringsvariabler. Et utvalg av modellene med lavest verdi på informasjonskriteriet ansees som best og blir benyttet videre i

oppgaven. For modeller med alle de signifikante forklaringsvariablene, som er tilførsel fra Norge, EURNOK og lus, er ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,1) og ARIMA(1,1,2) de tre beste modellene¹⁴. For modeller med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel er ARIMA(12,1,11) og ARIMA(11,1,11) de to beste modellene¹⁵. Det er også testet ut flere andre modeller, men generelt gir modellene med lavest AIC også best evalueringresultater.

7.3.1 Siste tolv måneder

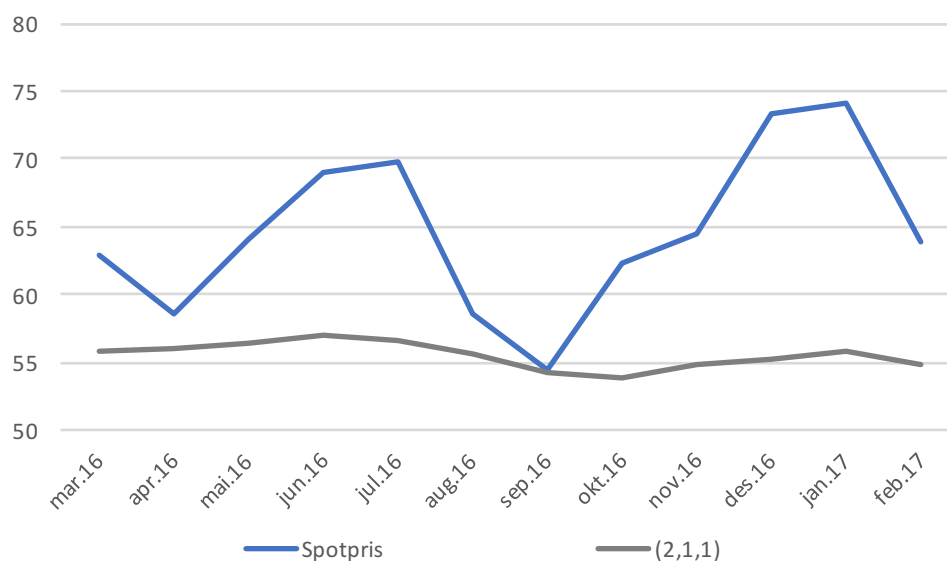
Samtlige av ARIMA modellene hvor alle de tre signifikante forklaringsvariablene er inkludert gir dårlige resultater, men de er generelt bedre enn tilsvarende State Space modeller. De to ARIMA(2,1,1) modellene er marginalt bedre enn de andre. Modellen predikerer systematisk for lav pris og fanger opp lite av volatiliteten i lakseprisen. Inkludering av dummy-variabler for å fange opp sesongvariasjoner gir ikke bedre resultater.

Tabell 7.7 - Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.

	(2,1,2) Naiv	(2,1,2)	(2,1,1) Naiv	(2,1,1)	(1,1,2) Naiv	(1,1,2)
RMSE	10,8	10,8	10,6	10,6	10,7	10,7
MAPE	13,7 %	13,7 %	13,4 %	13,4 %	13,7 %	13,7 %
MAE	9,26	9,26	9,09	9,09	9,23	9,23
Korrelasjon	40 %	40 %	42 %	42 %	40 %	40 %

¹⁴ Se Appendix D for tabell med AIC-verdier for ARIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.

¹⁵ Se Appendix D for tabell med AIC-verdier for ARIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

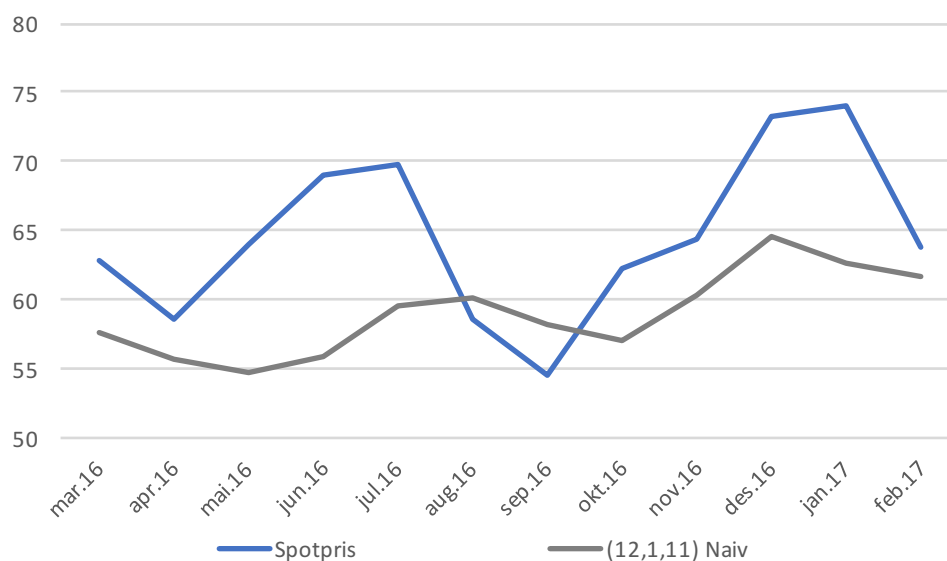


Figur 7.7 - Framskriving av ARIMA(2,1,1) modell med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler fra mars 2016 til februar 2017.

Modeller med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel gir vesentlig bedre resultater enn modellene med flere forklaringsvariabler. På samme måte som for State Space modellene blir prediksjonsfeilene lavere om EURNOK ikke inkluderes som forklaringsvariabel. Informasjonskriteriet gir modeller med vesentlig flere AR og MA komponenter enn i de foregående modellene, noe som tilsier at observasjoner av prisen og residualfeilene lengre tilbake i tid er relevante for å forklare prisutviklingen. Den beste modellen er en naiv framskriving av ARIMA(12,1,11) modell. Denne ser ut til å fange opp mer av variasjonen i prisen og ligger i snitt på et høyere nivå enn de foregående modellene. De beste ARIMA modellene er vesentlig dårligere enn de beste State Space modellene.

Tabell 7.8 - Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

	(12,1,11) Naiv	(12,1,11)	(11,1,11) Naiv	(11,1,11)	(12,1,12) Naiv	(12,1,12)
RMSE	7,5	10,2	8,3	10,5	7,6	10,1
MAPE	9,7 %	13,4 %	10,4 %	14,0 %	9,8 %	13,2 %
MAE	6,47	8,90	7,00	9,29	6,53	8,77
Korrelasjon	50 %	53 %	60 %	54 %	52 %	53 %



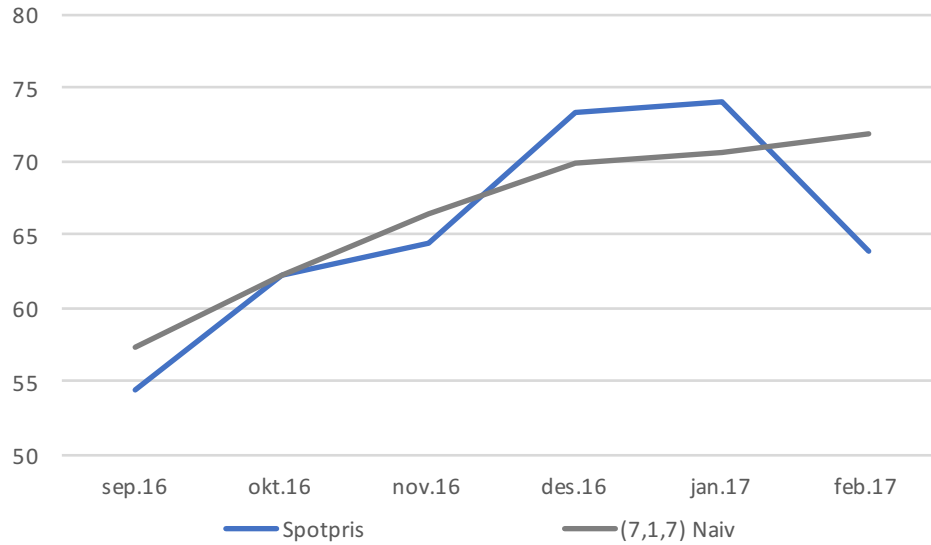
Figur 7.8 - Naiv framskriving av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

7.3.2 Siste seks måneder

Tabell 7.9 viser modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Modeller som inkluderer lus eller EURNOK gir dårligere evalueringresultater. En naiv framskriving av ARIMA(7,1,7) modell følger den faktiske lakseprisen veldig bra, men er mindre volatil og har ikke de markante svingningene. Evalueringresultatene er gode sammenlignet med State Space modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. I motsetning til State Space modellene blir ikke ARIMA modellene bedre om lus og dummy-variabler for måneder inkluderes, og de presterer dermed dårligere.

Tabell 7.9 – Evaluering av ARIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

	(12,1,11) Naiv	(12,1,11)	(12,1,12) Naiv	(12,1,12)	(7,1,7) Naiv	(7,1,7)
RMSE	4,59	4,76	4,37	4,48	4,13	4,68
MAPE	5,3 %	6,2 %	5,9 %	5,9 %	5,1 %	5,6 %
MAE	3,46	4,14	3,77	3,90	3,35	3,79
Korrelasjon	80 %	80 %	78 %	79 %	80 %	80 %



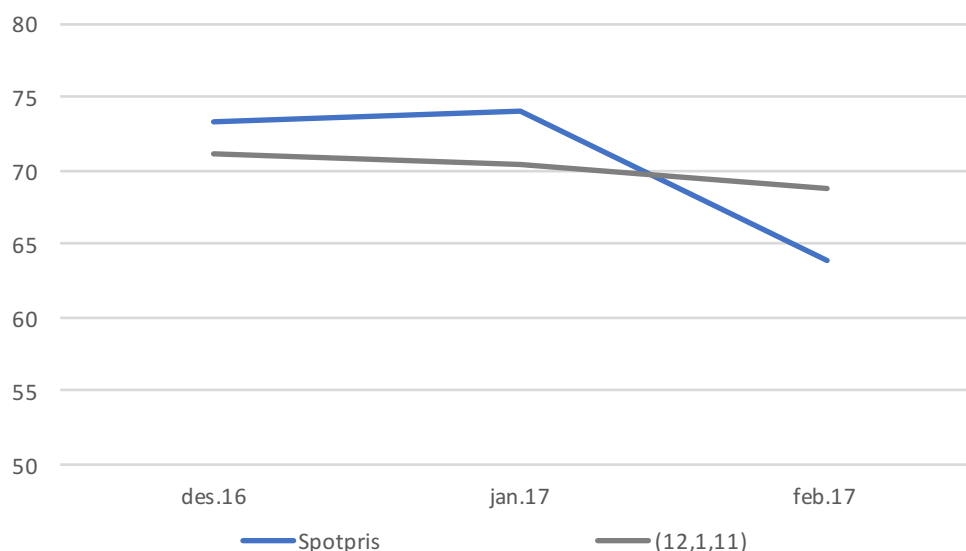
Figur 7.9 – Naiv framskriving av ARIMA(7,1,7) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra september 2016 til februar 2017.

7.3.3 Siste tre måneder

Modellene med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel er gode og på nivå med de beste State Space modellene. Den beste modellen er ARIMA(12,1,11) og følger den faktiske prisbanen relativt bra.

Tabell 7.10 – Evaluering av ulike modeller hvor kun tilførsel fra Norge er inkludert som forklaringsvariabel.

	(12,1,11) Naiv	(12,1,11)	(12,1,12) Naiv	(12,1,12)	(3,1,2) Naiv	(3,1,2)
RMSE	4,56	3,74	5,23	3,96	7,25	7,45
MAPE	5,4 %	5,2 %	7,4 %	5,5 %	8,2 %	8,3 %
MAE	3,61	3,58	5,10	3,86	6,04	6,13
Korrelasjon	100 %	94 %	-94 %	86 %	75 %	89 %



Figur 7.10 - Framskriving av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra desember 2016 til februar 2017.

7.3.4 ARFIMA

For å finne ut om informasjon er gått tapt ved å differensiere den originale dataen én gang er ARFIMA modeller testet ut. Differensieringen er i alle modellene på desimalnivå og samtlige er mindre enn én. Med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler gir informasjonskriteriet ARFIMA(1,f,0), ARFIMA(6,f,3) og ARFIMA(2,f,0) som de tre beste modellene¹⁶. Med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel er ARFIMA(12,f,11) og ARFIMA(9,f,8) de to beste modellene¹⁷.

Tabell 7.11 viser evalueringsresultater for framskrivinger av ARFIMA modeller de siste tolv månedene. Modellene er svært dårligere og samtlige State Space og ARIMA modeller med tilsvarende forklaringsvariabler er bedre.

Tabell 7.11 - Evaluering av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.

	(1,f,0) Naiv	(1,f,0)	(6,f,3) Naiv	(6,f,3)	(2,f,0) Naiv	(2,f,0)
RMSE	17,81	17,91	19,11	18,98	17,84	17,93
MAPE	24,3 %	24,4 %	26,4 %	26,2 %	24,3 %	24,4 %
MAE	16,12	16,21	17,49	17,37	16,14	16,23
Korrelasjon	-19 %	-19 %	-22 %	-21 %	-19 %	-19 %

¹⁶ Se Appendiks E for tabell med AIC-verdier for ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler.

¹⁷ Se Appendiks E for tabell med AIC-verdier for ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

Også modellene med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel gir svært dårlige evalueringresultater, og de er generelt dårligere enn State Space og ARIMA modellene.

Tabell 7.12 - Evaluering av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

	(12,f,11) Naiv	(12,f,11)	(9,f,8) Naiv	(9,f,8)
RMSE	14,55	15,22	17,02	17,43
MAPE	20,3 %	21,5 %	24,1 %	24,6 %
MAE	13,44	14,20	15,93	16,26
Korrelasjon	28 %	33 %	11 %	6 %

Framskrivinger av ARFIMA modellene for de siste tre og seks månedene av datasettet gir svake evalueringresultater, og presterer dårligere enn sammenlignbare State Space og ARIMA modeller¹⁸. ARFIMA modeller vil ikke benyttes videre i oppgaven.

7.4 Oppsummering

For framskrivinger av de siste tolv månedene av datasettet er en State Space modell med nivå, trend, dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012, og tilførsel fra Norge og lus som forklaringsvariabler den beste modellen. Fjernes lus som forklaringsvariabel blir evalueringresultatene marginalt dårligere. De beste ARIMA modellene har generelt høyere prediksjonsfeil enn de beste State Space modellene.

Evalueringresultatene for framskrivinger av de siste seks månedene av datasettet indikerer at de samme to modellene som i forrige avsnitt er best. Med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler gir en modell med nivå, trend og syklus gode resultater, men det er noe vanskelig å forklare denne syklusen og hvorfor den skal fortsette inn i fremtiden. ARIMA modellene presterer også her generelt dårligere enn de beste State Space modellene.

Evalueringresultatene for framskriver av de siste tre månedene er noe jevnere, her er de beste State Space og ARIMA modellene omtrent like gode. Generelt er det flere State Space modeller med lave RMSE, MAPE og MAE verdier, noe som tyder på at denne modelltypen er bedre.

¹⁸ Se Appendiks E for evalueringresultater av framskrivinger av ARFIMA modeller for de siste 3 og 6 månedene av datasettet.

Framskriving ved bruk av ARFIMA modeller gir svært høye prediksjonsfeil, og de har vesentlig dårligere evalueringresultater enn både State Space og ARIMA modellene. Dette tyder på at over- eller underdifferensiering av data ikke er et problem i ARIMA modellene.

8 Scenarioanalyse

I dette kapitlet vil det lages scenarioer for lakseprisen basert på forklaringsvariablene som er inkludert i ulike State Space og ARIMA modeller. Scenarioene vil si noe om hvor sensitive modellene er for endringer i faktorer som påvirker lakseprisen, og kan benyttes til å lage prisintervaller for de månedlige framskrivingene som tar hensyn til usikkerheten i forklaringsvariablene. Dette kan også være en måte å lage prisintervaller for å kompensere for feil og usikkerhet i modellene. De beste modellene for framskrivinger av de siste tre, seks og tolv månedene av datasettet vil brukes i scenarioanalysene. I kapittel 8.2-8.4 benyttes faktiske verdier på forklaringsvariabler, mens det i kapittel 8.5 framskrives utenfor datasettet (etter februar 2017) og det brukes derfor prediksjoner. Estimer på tilførsel fra Norge er hentet fra Kontali Analyse, mens prediksjoner av EURNOK er fra DNB Markets¹⁹.

8.1 Scenarioer for forklaringsvariablene

For å lage scenarioer justeres verdiene på forklaringsvariablene i henhold til det som antas å være det mest positive og negative scenarioet for hver forklaringsvariabel. Disse to scenarioene lages ved å bruke største og minste prosentvise endring fra måned til måned det siste året. I hver enkelt måned i prediksjonsintervallet justeres forklaringsvariablene ut i fra dette. Standardavvik og volatilitet sier noe om variasjonen fra gjennomsnittet, men skiller ikke på opp- og nedside. Som vist i tabell 8.1 gir maksimum og minimum noe høyere variasjon enn standardavviket, unntaket er i positiv retning for EURNOK og substitutter, og i negativ retning for lus. Ett av problemene med å benytte største og minste prosentvise endring til å justere variablene er at de historiske sesongmessige svingningene ikke er tatt i betraktning. I realiteten er det derfor lite sannsynlig at usikkerheten i estimatene er såpass store, og de verdiene som benyttes i scenarioene vil derfor være en overdrivelse. I en scenarioanalyse er det svært viktig å få med seg de best og verst tenkelige scenarioene, denne metoden benyttes for å få forsikre seg om at verdiene på forklaringsvariablene dekker et så bredt utfallsrom som mulig.

¹⁹ DNB (2017) forventer at den norske kronen gradvis skal styrke seg mot euroen, fra en gjennomsnittskurs på omtrent 9,20 i april 2017 til en kurs på 8,60 i april 2018.

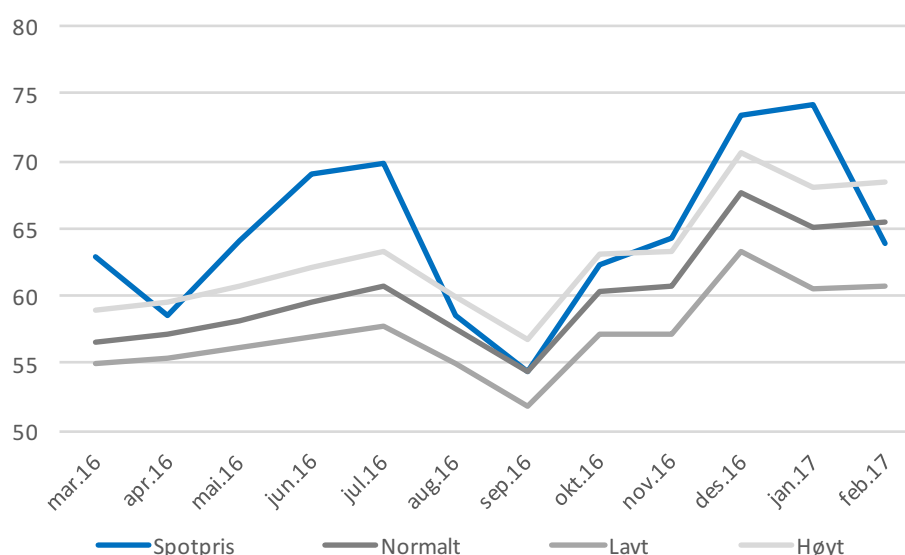
Tabell 8.1 - Største og minste prosentvise endring det siste året og standardavviket for variablene.

	Spotpris	Tilf fra Norge	EURNOK	Lus	Substitutter	Global tilf (eks. Norge)
Maks (siste år)	13,4 %	19,9 %	0,9 %	43,1 %	4,0 %	11,4 %
Min (siste år)	-17,5 %	-23,3 %	-2,2 %	-29,2 %	-6,3 %	-13,8 %
Standardavvik	9,2 %	13,5 %	1,6 %	36,9 %	3,9 %	7,7 %

Valg av retning på forklaringsvariablene for høyt og lavt scenario baserer seg på den forventede effekten forklaringsvariablene har på prisen. I alle modellene er fortegnet på parameterverdiene som forventet. Dette vil si at en økning i tilførsel fra Norge og lus har negativ effekt på prisen, mens en økning i EURNOK eller prisen på substitutter har positiv effekt på prisen.

8.2 Siste tolv måneder

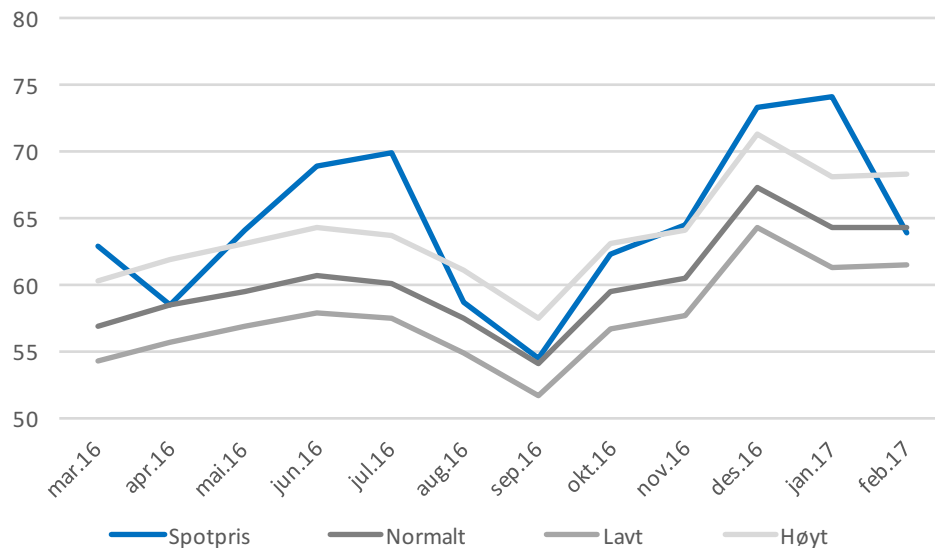
Den faktiske lakseprisen ligger i prisintervallet mellom scenarioene i fem av tolv måneder. Scenarioene er ikke i nærheten av dekke den faktiske lakseprisen i flere av månedene. En justering av tilførselen fra Norge på -23,3% gir en økning i predikert pris i størrelsesområdet 2,4-3,9 kroner, mens en justering på +19,9% gir et fall på 1,5-4,9 kroner.



Figur 8.1 - State Space modell med nivå, trend og tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.

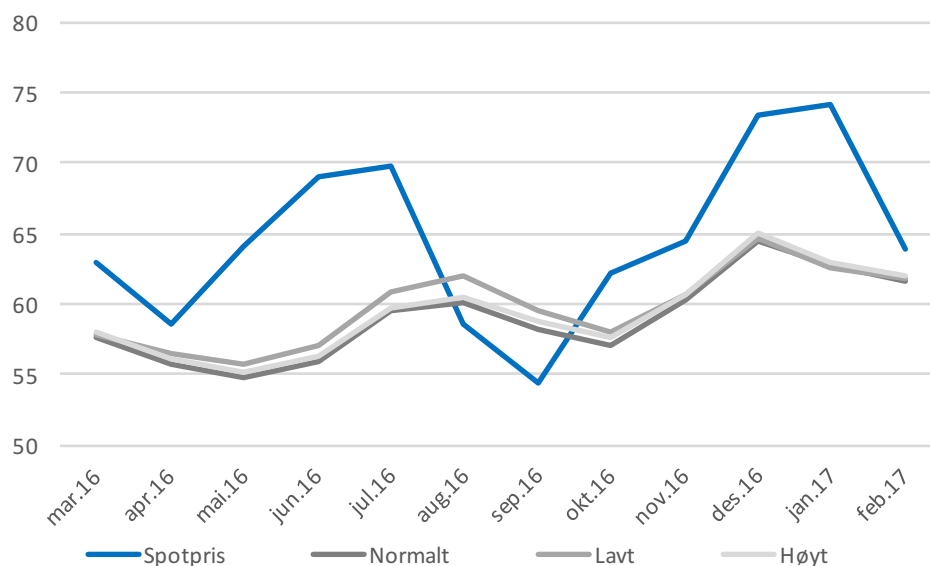
I en modell som også inkluderer lus som forklaringsvariabel ligger det høye scenarioet 3,2-4,1 kroner over det normale scenarioet, mens det lave scenarioet ligger 2,6-3,1 kroner under.

Prisintervallet mellom scenarioene er omtrent like stort som i modellen uten lus som forklaringsvariabel, og den faktiske prisen er inne i dette intervallet i like mange måneder. Det høye scenarioet i denne modellen er i de fleste månedene høyere enn det høye scenarioet i figur 8.1, men er ikke i nærheten av å nærme seg pristoppene i den faktiske lakseprisutviklingen.



Figur 8.2 - State Space modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012..

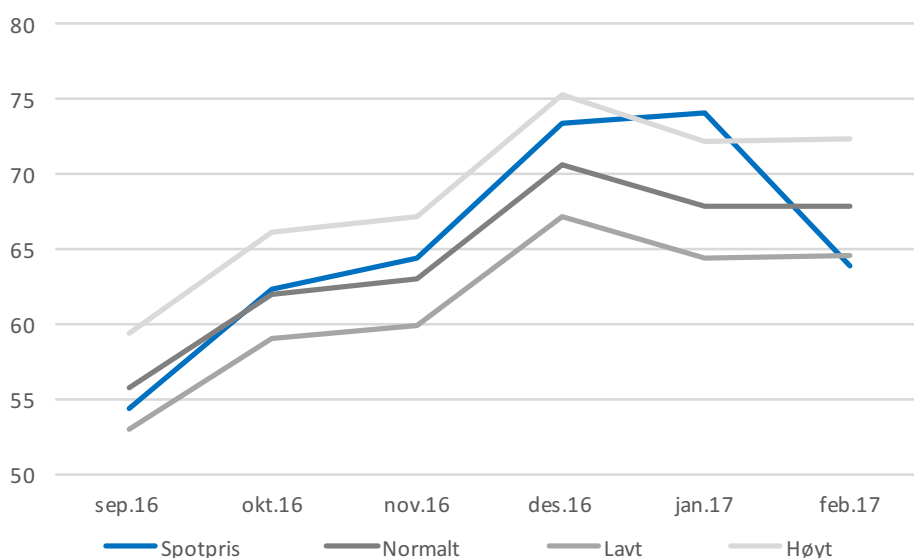
I tillegg til de to modellene med best evalueringsresultater er det inkludert en ARIMA modell for å illustrere hvordan scenarioer slår ut i denne typen modeller. Som vist i figur 8.3 har betydelige justeringer i forklaringsvariablene tilnærmet ingen påvirkning på prisbanen. Parameterverdiene til forklaringsvariablen er lave, noe som gjør at modellen er svært lite sensitive for endringer i de uavhengige variablene. Modellene domineres av de historiske prisbevegelsene (AR) og residualfeilene (MA).



Figur 8.3 – Naiv framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

8.3 Siste seks måneder

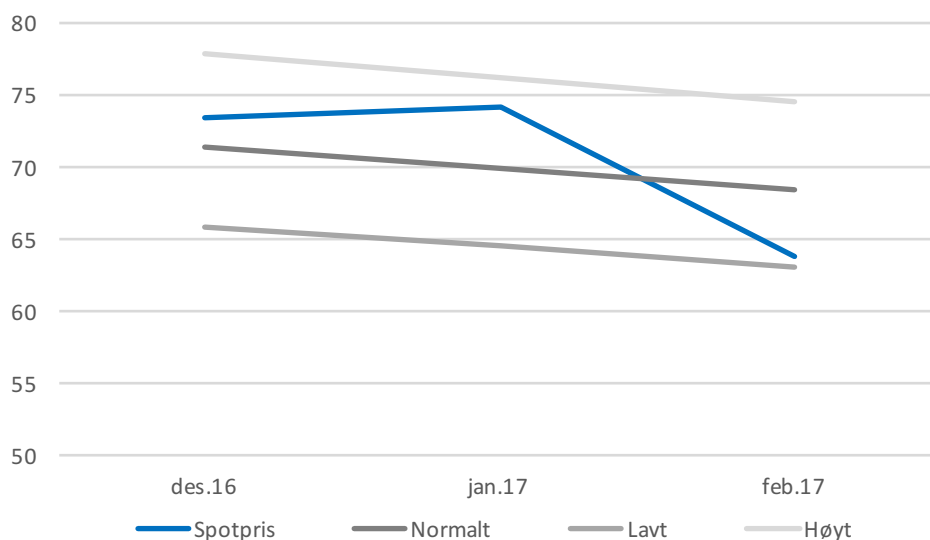
Den faktiske lakseprisen ligger inne i prisintervallet mellom scenarioene i fire av seks måneder. Det er i de to siste månedene at prediksjonsfeilene er størst, noe som er forventet på grunn av en økning i usikkerheten. Høyt scenario ligger 3,6-4,7 kroner over normalt scenario, mens lavt ligger 2,7-3,5 kroner under. Lavt scenario er lavere og høyt scenario er høyere for alle måneder sammenlignet med en tilsvarende modell uten lus som forklaringsvariabel. Dette viser som forventet at det er en negativ sammenheng mellom lus og lakseprisen.



Figur 8.4 - State Space modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus. Dummy-variabler for august, september og desember fra og med 2012.

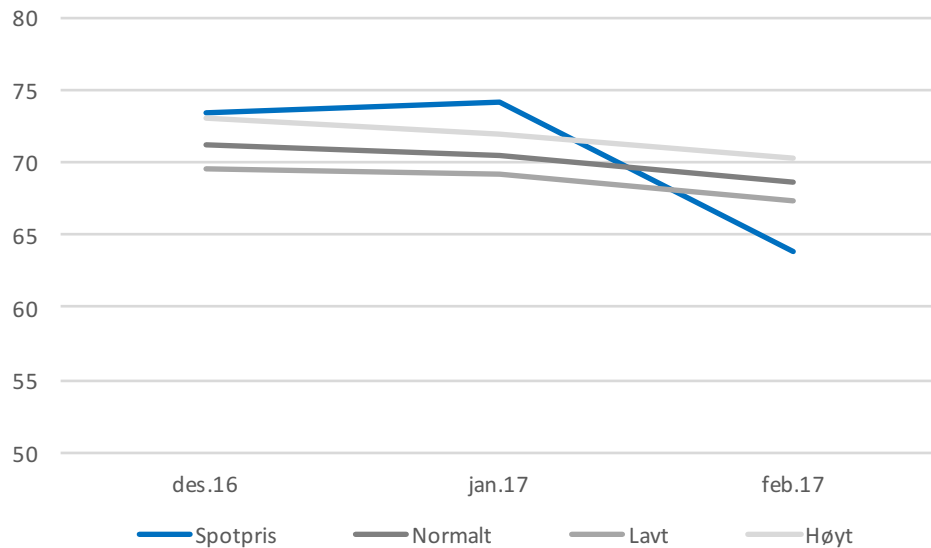
8.4 Siste tre måneder

I den beste modellen for framskriving av prisen fra desember 2016 til februar 2017 er samtlige av de mest signifikante forklaringsvariablene inkludert. Differansen mellom høyt og normalt scenario er 6,1-6,5 kroner og differansen mellom lavt og normalt er 5,3-5,6 kroner, som er større enn for modellene hvor EURNOK ikke er inkludert som forklaringsvariabel. Som forventet er det en positiv sammenheng mellom EURNOK og lakseprisen. Den faktiske lakseprisen ligger inne i prisintervallet for alle tre månedene som framskrives.



Figur 8.5 - State Space modell med nivå, sesongvariasjoner og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK og lus.

På samme måte som i den tidligere scenarioanalysen med en ARIMA modell viser figur 8.6 at ARIMA modeller generelt er mindre sensitive for endringer i forklaringsvariablene enn State Space modeller. Endring i tilførselen fra Norge på -23,3% gir en endring i predikert pris på 1,4-1,9 kroner og en endring på +19.9% gir en endring på 1,2-1,6 kroner. Det skal svært store endringer i forklaringsvariabelen for at predikert pris skal endre seg vesentlig.



Figur 8.6 – ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel..

8.5 Fremover i tid

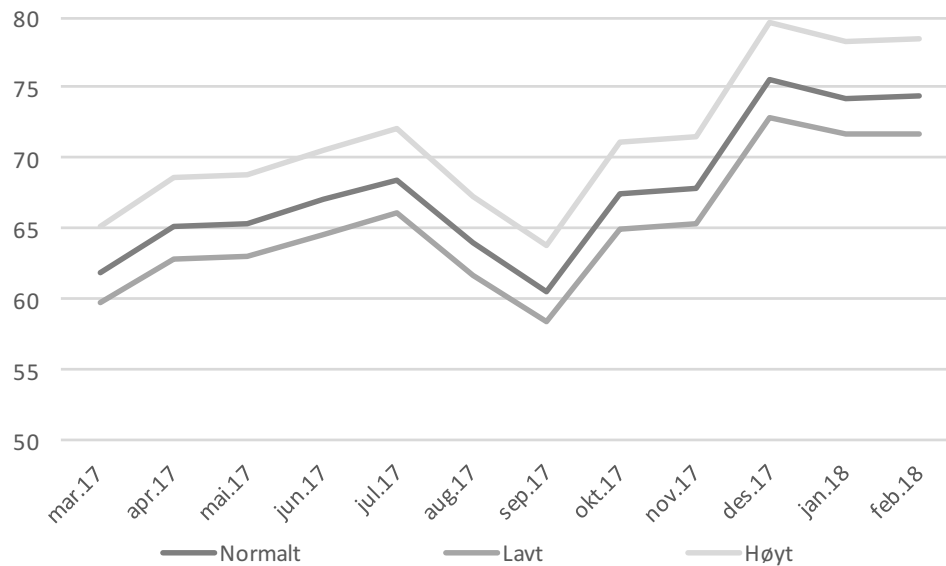
I dette delkapitlet blir det gjort framskrivinger og scenarioanalyser basert på modeller hvor tilførsel fra Norge og/eller EURNOK er inkludert som forklaringsvariabler. Framskrivingene gjøres fra mars 2017 til februar 2018. Det velges å gjøre framskrivinger, med scenarioer, for tre ulike modeller:

1. State Space modell med nivå, trend, dummy-variabler for august, september og desember fra 2012 og tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.
2. State Space modell med nivå, sesongvariasjoner og tilførsel fra Norge og EURNOK som forklaringsvariabler.
3. Naiv framskriving av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

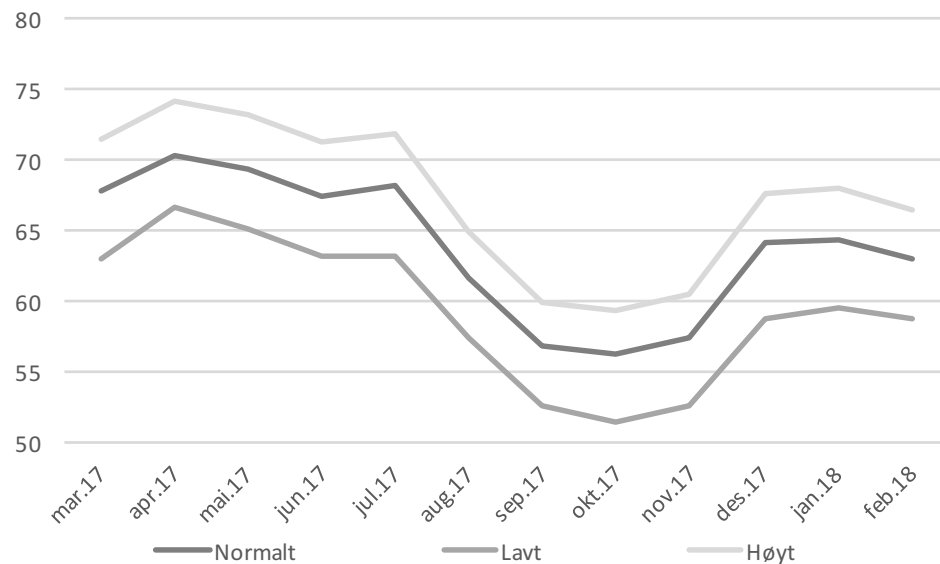
Basert på evalueringsresultatene for modellene testet på data fra mars 2016 til februar 2017 er det nærliggende å tro at modell nummer 1, med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel, er den som er best for å predikere spotprisen på laks. Modell nummer 2 er en av de beste modellene for de siste tre månedene av datasettet, mens modell nummer 3 er den beste ARIMA modellen for de siste tolv månedene.

I følge det normale scenarioet til modell nummer 1 vil gjennomsnittlig månedlig spotpris ligge mellom 60 og 76 kroner fra mars 2017 til februar 2018. De tre modellene gir svært forskjellige prisbaner. For hele perioden ligger alle prediksjoner av spotprisen, inkludert scenarioene, mellom 50 og 80 kroner. For de første seks månedene er laveste prediksjon ca. 57 kroner og

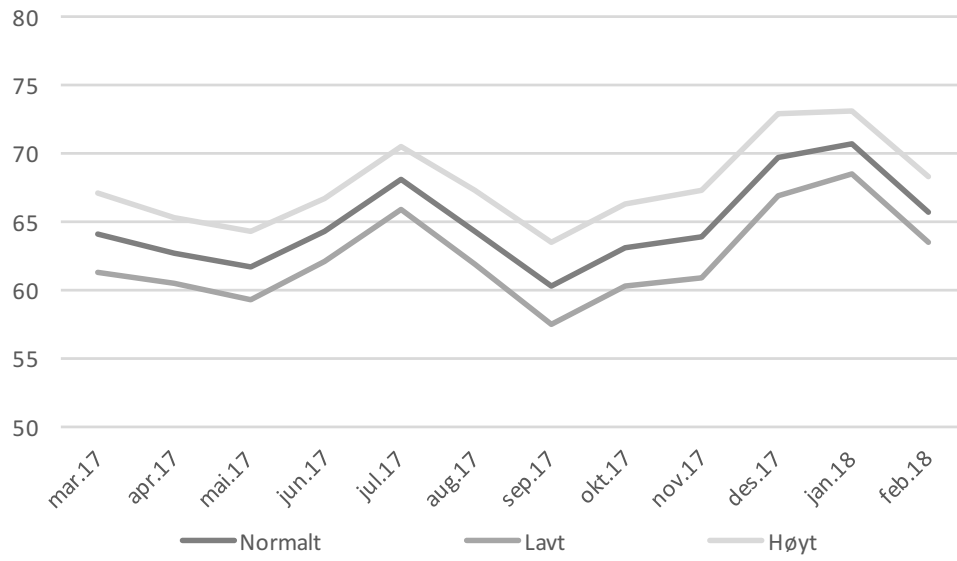
høyeste prediksjon ca. 74 kroner. I de siste seks månedene er laveste prediksjon ca. 51 kroner og høyeste prediksjon ca. 80 kroner. Som forventet øker usikkerheten jo lengre frem i tid det skal framskrives. Samtlige modeller har prisfall i august og september, og en prisstigning i desember. Dette stemmer overens med de historiske sesongvariasjonene i lakseprisen.



Figur 8.7 – Framskriving av State Space modell med nivå, trend, dummy-variabler for august, september og desember fra 2012 og tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel fra mars 2017 til februar 2018.



Figur 8.8 – Framskriving av State Space modell med nivå, sesongvariasjoner og tilførsel fra Norge og EURNOK som forklaringsvariabler.



Figur 8.9 – Naiv framskrivning av ARIMA(12,1,11) modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel.

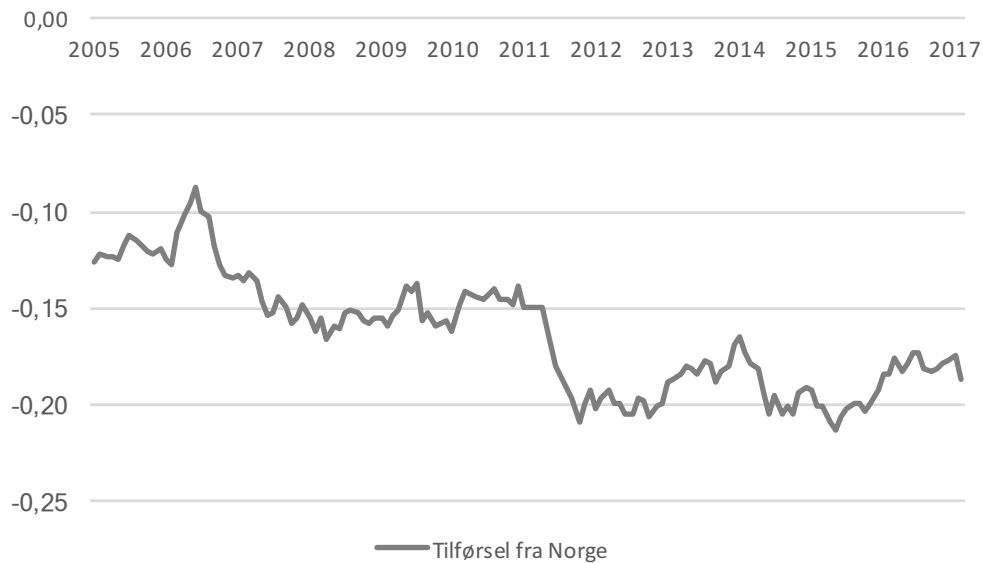
9 Sensitivitetsanalyse

I dette kapitlet skal det undersøkes hvor sensitiv den predikerte lakseprisen er for endringer i hver enkelt forklaringsvariabel. ARIMA modellene har generelt høyere prediksjonsfeil enn State Space modellene, og i kapittel 8 ble det vist at ARIMA modellene var svært lite sensitive for endringer i forklaringsvariablene. Parameterverdiene finnes derfor ved bruk av State Space modeller. State Space modeller tillater tidsvarierende parameterverdier, den historiske forandringen i sensitivitetene vil derfor kunne analyseres. Det er log-data på begge sider av ligningen, noe som gjør at parameterverdiene kan tolkes som elastisiteter. Som nevnt tidligere er global tilførsel (ekskudert Norge) ikke signifikant, det gir derfor ikke mening å undersøke denne forklaringsvariabelen nærmere. I og med at det ikke skal predikeres priser i dette kapitlet kjøres regresjonene helt frem til slutten av datasettet, som er februar 2017.

For å se på sensitivitetene til forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus benyttes en modell med nivå, trend, og dummy-variabler for august, september og desember fra 2012, i tillegg til de to forklaringsvariablene. For å vurdere EURNOK benyttes en modell med nivå, sesongvariasjoner og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, lus og EURNOK. Dette var den beste modellen for framskriving av de siste tre månedene av datasettet. For å vurdere substitutter benyttes tilsvarende modell som for tilførsel fra Norge og lus med inkludering av substitutter som forklaringsvariabel.

9.1 Tilførsel fra Norge

I kapittel 8 ble det gjort scenarioanalyser ved bruk av tilsvarende modell med tilførsel fra Norge og lus som forklaringsvariabler. Det bør være en sammenheng mellom hvordan endringene i forklaringsvariablene påvirker predikert pris og sensitivitetene til de to forklaringsvariablene. Parameterverdien til tilførsel fra Norge har forandret seg, fra 2007 til 2011 var den omtrent -0,15, mens den i de siste årene har vært noe lavere. I det siste året har den vært ca. -0,17, noe som tilsier at en økning i tilførselen fra Norge på 20% gir en endring i lakseprisen på -3,4%. Dette tilsvarer en endring i området 1,8-2,6 kroner avhengig av nivået på lakseprisen. I scenarioanalysen med tilsvarende modell var høyt scenario 3,2-4,1 kroner over normalt scenario, mens det lave scenarioet var 2,6-3,1 kroner under normalt scenario. Sensitiviteten til tilførsel fra Norge forklarer noe av differansen mellom scenarioene, mens resten kan forklares av lus. Et fall i parameterverdien tilsier at det har blitt en sterkere negativ sammenheng mellom tilførselen fra Norge og spotprisen fra 2005 og frem til februar 2017.



Figur 9.1 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen tilførsel fra Norge.

9.2 EURNOK

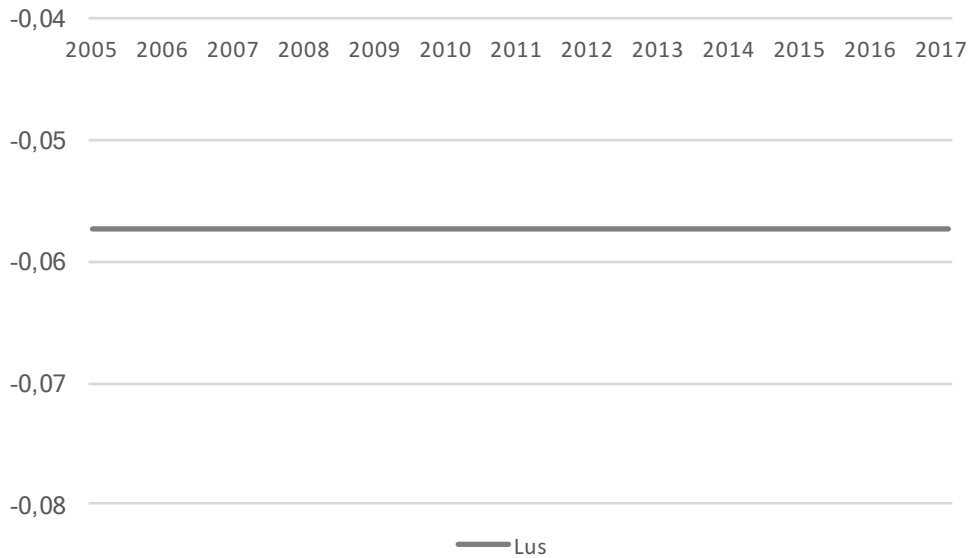
Det har som forventet vært en positiv sammenheng mellom EURNOK og lakseprisen, og parameterverdien har hatt en oppadgående trend fra 2005 og frem til februar 2017. I de siste månedene har parameterverdien vært omtrent 1, som tilsier at en økning i EURNOK på 1% gir en økning i lakseprisen på 1%. Dette kan være med på å argumentere for at lakseprisen settes i euro og ikke i norske kroner. Valutakurser har generelt lav volatilitet sammenlignet med råvarepriser, som gjenspeiler seg i et standardavvik på 9,2% for spotprisen og 1,6% i EURNOK. De store svingningene i lakseprisen kan derfor i liten grad forklares av endringer i styrkeforholdet mellom euro og den norske kronen. EURNOK er ikke inkludert i de modellene med best evalueringresultater, men er en signifikant forklaringsvariabel i alle regresjoner. EU er det desidert viktigste markedet for norsk laks, det vil derfor være fornuftig å anta at valutakursen vil være en relevant faktor for å forklare utviklingen i spotprisen på laks over en lengre tidsperiode. Fra mars 2016 til februar 2017 har lakseprisen vært historisk høy, som i perioder ikke kan forklares av State Space eller ARIMA modeller. I samme periode har den norske kronen styrket seg. Inkludering av EURNOK i modellene ville derfor ha ført til lavere framskrivinger av prisen og dermed større prediksjonsfeil.



Figur 9.2 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen EURNOK.

9.3 Lus

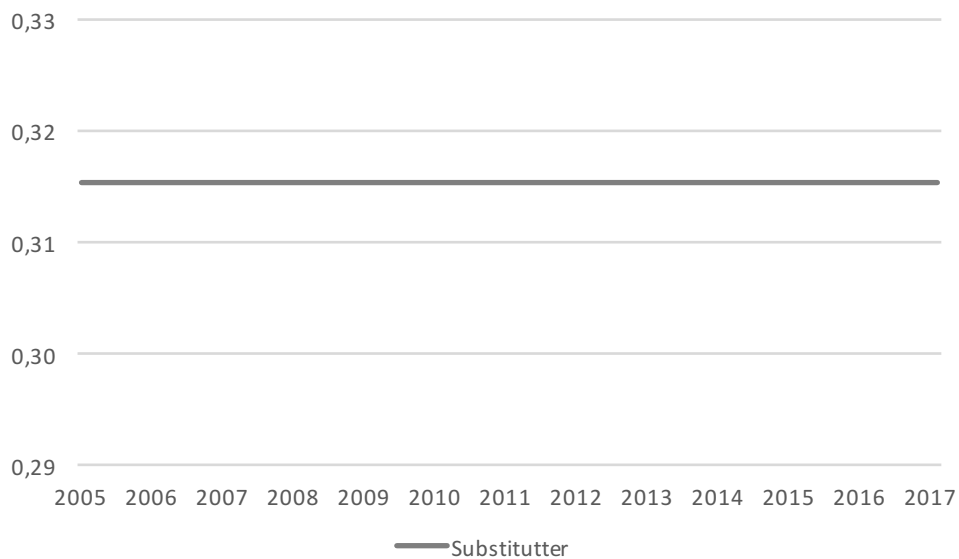
Parameterverdien til lus har vært konstant på omtrent -0,06 i hele perioden. Endringen i lusenivået fra måned til måned er svært volatil, og det siste året har det vært en økning på 43,1% og et fall på 29,2%. En økning i lusenivået på 43,1% tilsier et fall i lakseprisen på omtrent 2,6% og en reduksjon i lusenivået på 29,2% tilsier en økning i lakseprisen på ca. 1,8%. Sees dette i sammenheng med scenarioanalysen for tilsvarende modell i kapittel 8 kan lus forklare ca. 1,4-1,9 kroner av differansen mellom lavt og normalt scenario og 1-1,3 kroner av differansen mellom høyt og normalt scenario. Parameterverdien tilsier at det må være veldig store endringer i lusenivået for at det skal ha vesentlig påvirkning på spotprisen. Lus er signifikant i de fleste modellene og er inkludert i flere av modellene med best evalueringresultater. Lusenivået sin påvirkning på tilbudssiden burde til dels allerede vært diskontert inn i tilførselen fra Norge, men det kan tenkes at dagens lusenivå påvirker psykologien i markedet. Høyt lusenivå kan for eksempel gi mer makt til kjøperne i markedet, i og med at de vet det er en mulighet for at oppdretterne må slakte fisk. Dette kan i så måte være med på å presse prisen nedover, selv om det ikke slår ut i økt slaktevolum i inneværende måned.



Figur 9.3 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen lus.

9.4 Substitutter

Substitutter har en stabil parameterverdi på omtrent 0,32 i hele perioden. Substitutter er vesentlig mindre volatil enn tilførsel fra Norge og lus, og har et standardavvik på 3,9%. En økning i prisen på substitutter på 4% tilsier en økning i spotprisen på 1,28%. Sammenhengen mellom prisen på substitutter og lakseprisen er som forventet positiv. I de fleste modellene er substitutter kun en middels signifikant forklaringsvariabel, og den er ikke inkludert i noen av de modellene som evaluerer best.



Figur 9.4 - Tidsvarierende parameterverdi for forklaringsvariabelen substitutter.

10 Konklusjon

Resultatene sett under ett viser tydelig at State Space modeller framskriver lakseprisen med lavest prediksjonsfeil. For de siste tre og seks månedene følger framskrivningene fra de beste modellene den faktiske prisen svært bra. Framskrivningene for de siste tolv månedene predikerer lakseprisen systematisk for lavt, noe som gir vesentlig dårligere evalueringsresultater. Generelt fanger ikke modellene opp de store prissvingningene som forekommer regelmessig i lakseprisen. Inkludering av dummy-variabler for de månedene med tydeligste sesongvariasjoner fra og med 2012 bidrar til å forklare noe av prissvingningene, og er inkludert i de beste modellene. ARIMA modeller gir generelt høyere prediksjonsfeil enn State Space modeller, og ARFIMA modeller er enda dårligere. Tidligere prisbevegelser og residualfeil er ikke relevant for å forklare lakseprisutviklingen, særlig ikke på 6-12 måneders sikt. På tre måneders sikt viser resultatene at det er mindre viktig hvilken type modell som benyttes.

I de beste modellene for de siste seks og tolv månedene av datasettet er forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus inkludert. Tilførselen fra Norge hadde et fall på 5,2% fra 2015 til 2016, mens produksjonen på verdensbasis hadde et fall på 4,2%, og er sannsynligvis en av årsakene til den sterke utviklingen i lakseprisen i 2016. Sammenhengen mellom økende laksepris og lavere tilførsel i perioden som er undersøkt gjør tilførsel fra Norge naturlig til en relevant forklaringsvariabel i de modellene som evaluerer best. Den norske kronen styrket seg mot euroen i ni av tolv måneder, noe som bryter med den forventede sammenhengen mellom lakseprisen og valutakursen. EURNOK har en parameterverdi på omtrent +1 i State Space modellene, noe som ville ført til enda lavere prisprediksjoner i modeller som allerede predikerer prisen for lavt. Inkludering av substitutter gir ikke noe bedre modeller, og global tilførsel (ekskludert Norge) er ikke signifikant i noen modeller. Basert på produktegenskaper og tilgjengelighet er det usikkert om det i det hele tatt eksisterer noen direkte substitutter til laks i det europeiske markedet. Over halvparten av volumet som er inkludert i global tilførsel (ekskludert Norge) er produsert i Chile, som har andre markeder enn den norske laksen. Det er dermed naturlige årsaker til at denne forklaringsvariabelen ikke har signifikant påvirkning på lakseprisen i Norge.

I State Space modellene er nivå og trend inkludert i de beste modellene. Sesongvariasjoner gir bedre resultater om faste sesongvariasjoner for hele datasettet erstattes med dummy-variabler for å forsterke effektene som har vært de siste årene. Modeller med syklus gir gode evalueringsresultater, men det er vanskelig å finne en logisk årsak til lengden på denne syklusen og hvorfor den skal fortsette. Det er ikke tegn til en syklus som varer over flere år og skyldes

over- og underinvestering. Begrensninger i antall konsesjoner og maksimal tillatt biomasse gir ikke muligheter for overinvestering, og er med på å argumentere for at oppdrettsnæringen er inne i en super-syklus. Tidligere studier viser at lakseproduksjonen har vært elastisk, noe som har ført til syklisk profitabilitet²⁰. Det er lite som tilsier at dette er situasjonen i dagens laksemarked.

Scenarioanalysene viser at det skal store endringer i forklaringsvariablene til for at predikert pris skal endre seg betydelig. En endring i tilførselen fra Norge på +20% gir for eksempel bare en endring på +-4-5% for predikert pris i de beste State Space modellene. Justering av forklaringsvariablene kan benyttes for å inkludere usikkerhet i State Space modeller, men scenarioene er ikke i nærheten av å dekke de største avvikene mellom predikert pris (normalt scenario) og faktisk pris for framskrivinger 6-12 måneder frem i tid. ARIMA modellene er dominert av AR og MA komponentene og egner seg ikke til denne typen scenarioanalyser.

En av svakhetene i denne oppgaven er at det er begrenset tilgang på data om laksemarkedet. Det kunne for eksempel vært ønskelig med data på spotvolumet som kunne vært med på å forklare noen av de kortsiktige svingningene i spotprisen. Dataene på forklaringsvariabelen substitutter er hentet fra det amerikanske markedet, noe som ikke er optimalt. Det er også usikkert om det faktisk eksisterer noen direkte substitutter til norsk oppdrettslaks.

I videre arbeid ville jeg anbefalt å undersøke kvartalsvise data. Dette gjør det blant annet enklere å inkludere makrovariabler, som ofte rapporteres kvartalsvis. Kvartalsvise data er også mer relevant for å se de langsiktige trendene i prisen, noe som er svært interessant. Det ville også vært interessant å forsøke å finne modeller som i større grad klarer å predikere de betydelige svingningene i lakseprisen, hvor regimeskift modeller kunne vært et naturlig startpunkt.

²⁰ Se kapittel 3 om relevant litteratur.

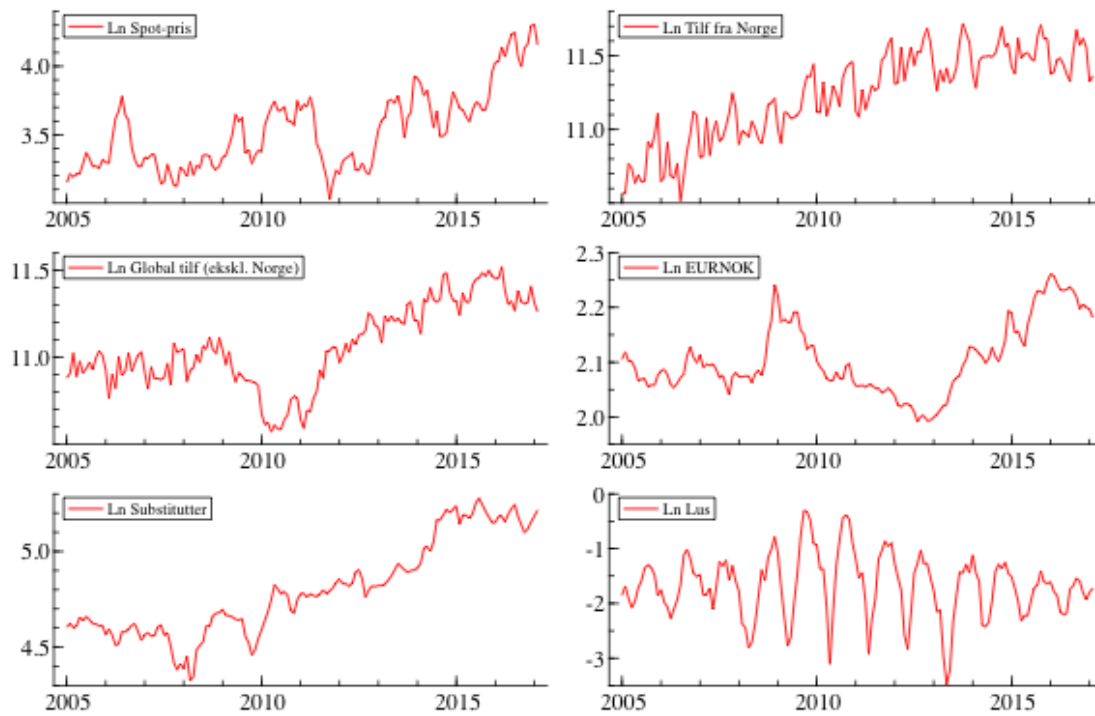
11 Referanser

- Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis, Practical Financial Econometrics*. West Sussex, England: John Wiley & Sons, Ltd.
- Andersen, T. B., Roll, K. H., & Tveterås, S. (2008). The Price Responsiveness of Salmon Supply in the Short and Long Run. *Marine Resource Economics*(23), ss. 425-437.
- Asche, F. (2015). *Aquaculture: Opportunities and Challenges*. E15Initiative. Geneva: International Centre for Trade and Sustainable Development (ICTSD). www.e15initiative.org/.
- Asche, F., & Bjørndal, T. (2011). *The Economics of Salmon Aquaculture* (Vol. 2). West Sussex, England: John Wiley & Sons, Ltd.
- Asche, F., Dahl, R. E., Gordon, D. V., Trollvik, T., & Aandahl, P. (2011). Demand Growth for Atlantic Salmon: The EU and French Markets. *Marine Resource Economics*(26), ss. 255-265.
- Asche, F., Guttormsen, A. G., & Nielsen, R. (2013). Future Challenges for the maturing Norwegian salmon aquaculture industry: An analysis of total productivity change from 1996 to 2008. *Aquaculture*(396-399), ss. 43-50.
- Asheim, L. J., Dahl, R. E., Kumbhakar, S. C., Øglend, A., & Tveterås, R. (2011). Are Prices or Biology Driving the Short-Term Supply of Farmed Salmon? *Marine Resource Economics*(26), ss. 343-357.
- Bloznelis, D. (2016). *Management of short-term price uncertainty in the salmon spot market*. Doktoravhandling, Norwegian University of Life Science, Ås.
- Brækkan, E. H. (2014). Disentangling supply and demand shifts: the impacts on world salmon price. *Applied Economics*, 46(32), ss. 3942-3953.
- Bunn, D. W., & Salo, A. A. (1993). Forecasting with scenarios. *European Journal of Operational Research*(68), ss. 291-303.
- Commandeur, J. J., & Koopman, S. J. (2007). *An introduction to State Space Time Series Analysis*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Diebold, F. X. (2015). *Forecasting*. Department of Economics, University of Pennsylvania. Hentet 4 7, 2017 fra <http://www.ssc.upenn.edu/%7Efdiebold/Textbooks.html>
- DNB. (2017, 4 20). *DNB Markets Economic Outlook*. Hentet 5 4, 2017 fra <https://www.dnb.no/portalfront/nedlast/no/markets/analyser-rapporter/engelske/economic-outlook/EO170420.pdf>
- Doornik, J. A., & Hendry, D. F. (2013). *Empirical Econometric Modelling: PcGive*. Timberlake Consultants Ltd.
- FAO. (2016). *The State of World Fisheries and Aquaculture 2016*. Hentet 4 25, 2017 fra <http://www.fao.org/3/a-i5555e.pdf>
- Gargano, A., & Timmermann, A. (2014). Forecasting commodity price indexes using macroeconomic and financial predictors. *International Journal of Forecasting*(30), ss. 825-843.

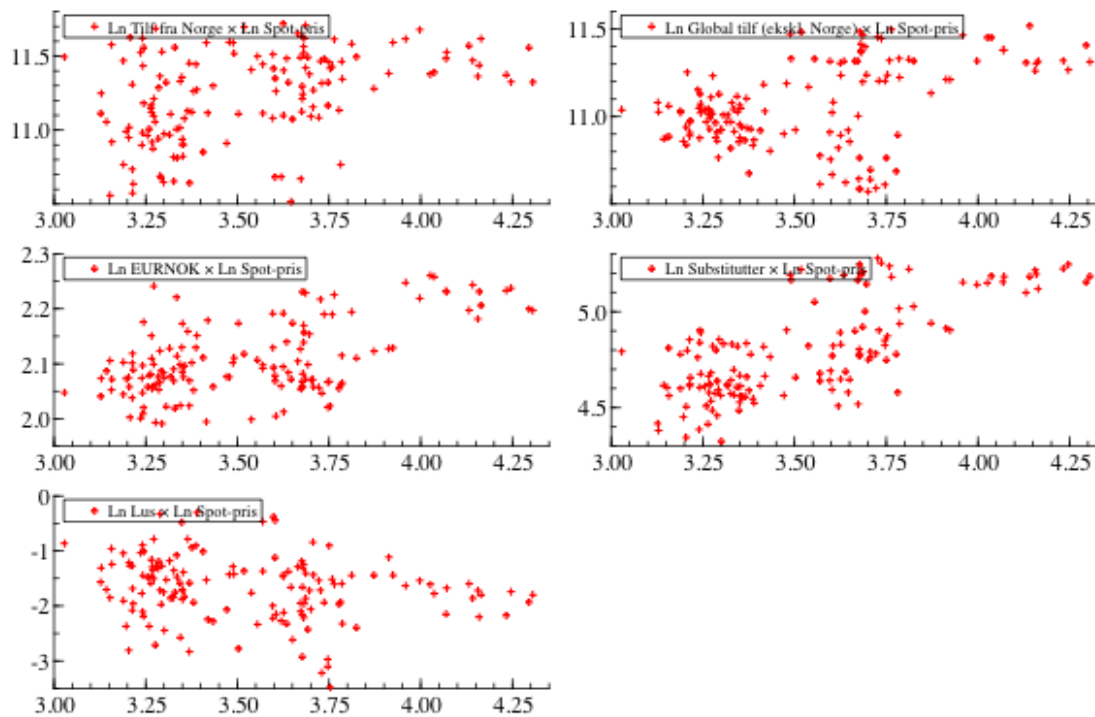
- Gu, G., & Anderson, J. L. (1995). Deseasonalized State-Space Time Series Forecasting with Application to the US Salmon Market. *Marine Resource Economics*, 10(2), ss. 171-185.
- Guttormsen, A. (1999). Forecasting weekly salmon prices: Risk management in fish farming. *Aquaculture Economics & Management*, 3(2), ss. 159-166.
- Harvey, A. C. (1989). *Forecasting, structural time series models and the Kalman filter*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Kontali Analyse. (2014, 12 12). Notat - Markedspris. Upublisert manuskript.
- Koopman, S. J., & Lee, K. M. (2017). *Stamp Software*. Hentet 4 30, 2017 fra Unobserved Components Time Series Methodology: <http://stamp-software.com/ucmethod.html>
- Laks er viktig for Norge. (2017). *Norsk laks fra fjord til bord*. Hentet 4 13, 2017 fra <http://laks.no/lakseproduksjon/>
- Laksefakta. (2017). *Norsk Havbrukshistorie*. Hentet 4 19, 2017 fra <https://laksefakta.no>
- Makridakis, S., & Hibon, M. (1997). ARMA Models and the Box-Jenkins Methodology. *Journal of forecasting*, 1997(16), ss. 147-163.
- Marine Harvest. (2016). *Salmon Farming Industry Handbook*.
- Mendelsohn, R. (2011). The STAMP Software for State Space Models. *Journal of Statistical Software*, 41(2). Hentet 5 9, 2017 fra <https://www.jstatsoft.org/article/view/v041i02>
- Nofima & Kontali Analyse. (2015). *Kostnadsdrivere i lakseoppdrett*. Hentet 4 17, 2017 fra http://www.kontali.no/public_files/docs/Rapport_nr_41-2015_-_Kostnadsdrivere_i_lakseoppdrett.pdf
- Ravichandran, S., & Prajneshu. (2000). State Space Modelling Versus ARIMA Time-Series Modelling. *Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*, 2001(54(1)), ss. 43-51.
- Rygh, M. S., & Yarmoradi, S. (2015). *Påvirker valutakursendringer prising av norsk laks?* Masteroppgave, Norges miljø- og biovitenskapelig universitet.
- Slettmo, D. (2016). *World market for salmon: pricing and currencies*. Hentet 5 9, 2017 fra <http://fishpool.eu/wp-content/uploads/2016/04/final-dag.pdf>
- Slutsky, E. (1937). The summation of random causes as the source of cyclic processes. *Econometrica*, ss. 105-146.
- Solibakke, P. B. (2012). Scientific Stochastic Volatility Models for The Salmon Forward Market: Forecasting (un-)conditional moments. *Aquaculture Economics & Management*, 16(3), ss. 222-249.
- Straume, H.-M. (2015). *Four essays in international trade: Trade flows in food products*. Doktoravhandling, Universitetet i Bergen .
- Vukina, T., & Anderson, J. L. (1993). Price forecasting with state-space models of nonstationary time series: case of the Japanese salmon market. *Computers & Mathematics with Applications*, 27(5), ss. 45-62.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, Inc.
- Wold, H. (1938). *A study in the analysis of stationary time series*. Stockholm: Almquist & Wiksell.

- Xie, J., Kinnucan, H. W., & Myrland, Ø. (2008). The Effects of Exchange Rates on Export Prices of Farmed Salmon. *Marine Resource Economics*, 23(4), ss. 439-457.
- Øglend, A. (2013). Recent trends in salmon price volatility. *Aquaculture Economics & Management*, 17(3), ss. 281-299.
- Øglend, A., & Sikveland, M. (2008). The Behaviour of Salmon Price Volatility. *Marine Resource Economics*, 23(4), ss. 507-526.
- Yule, G. U. (1926). Why do we sometimes get nonsense-correlations between time series? A study in sampling and the nature of time series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 89(1), ss. 1-63.

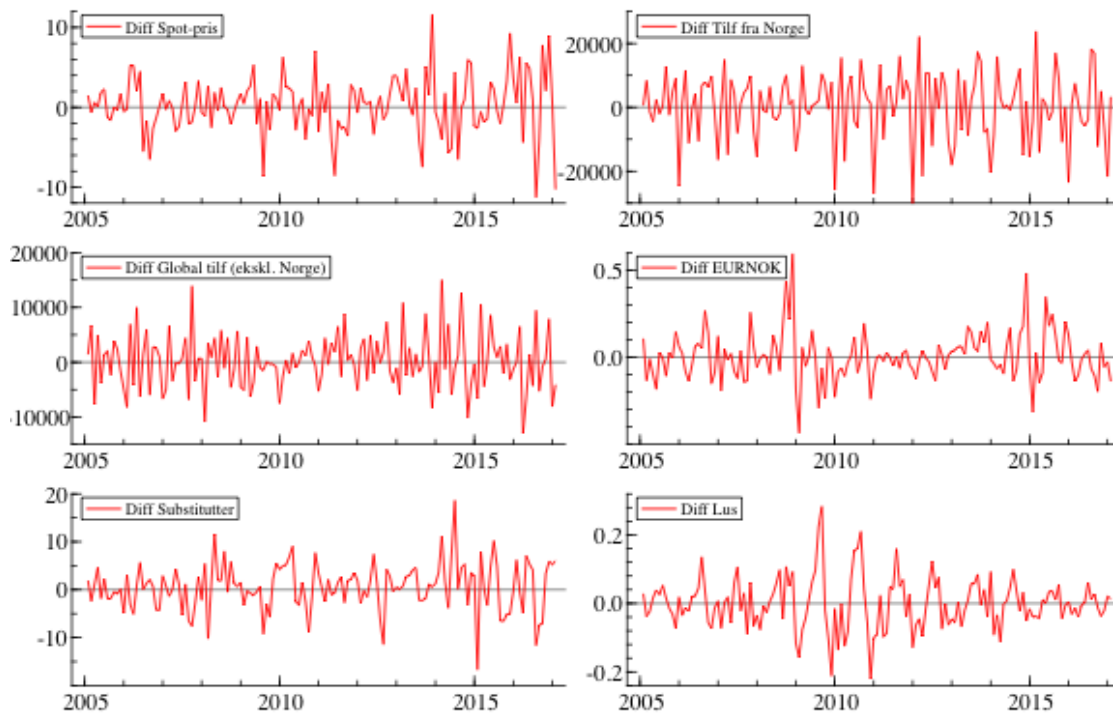
Appendiks A: Grafer



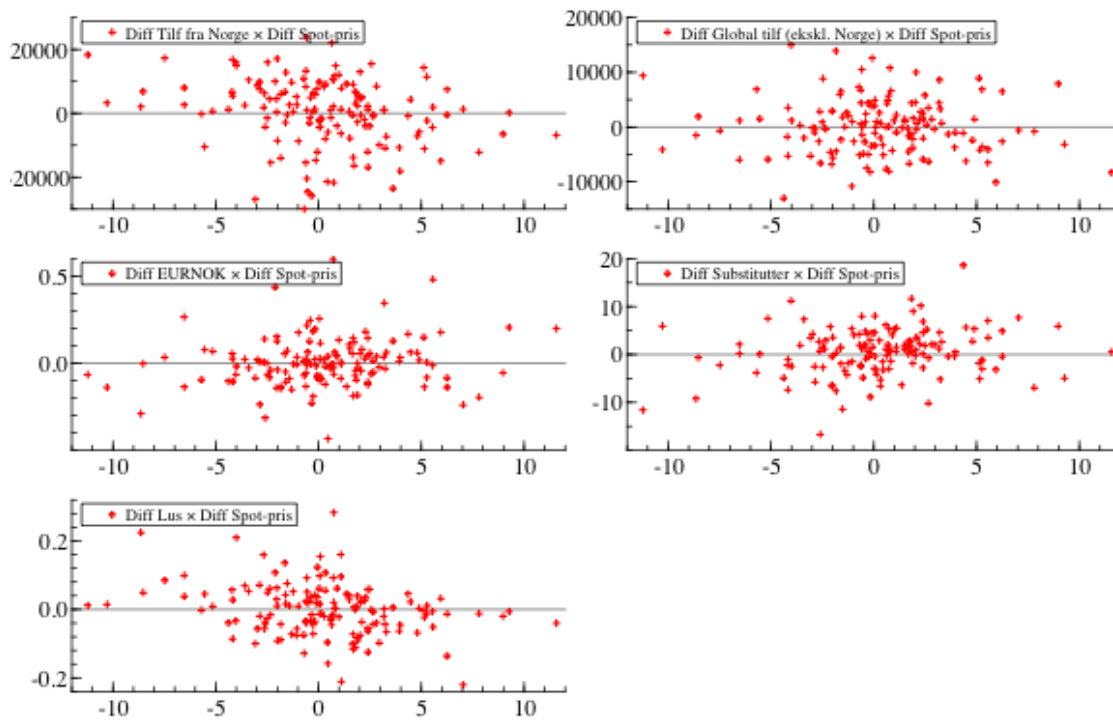
Figur – Plott av logaritmen av data.



Figur – Spredningsplott for logaritmen av data.



Figur – Plott av differensiering av data.



Figur – Spredningsplott for differensiering av data.

Appendiks B: Valg av forklaringsvariabler

```

Summary statistics
      Spot-pris (NOK)
T              146.00
p              2.0000
std.error     0.083402
Normality     0.013484
H(46)        1.0967
DW           1.9204
r(1)         0.027814
q            24.000
r(q)         0.091922
Q(q,q-p)     30.686
Rd^2         0.21099

Variances of disturbances:
      Value      (q-ratio)
Level    0.00730455 ( 1.000)
Slope    0.000000 ( 0.000)
Irregular 0.000000 ( 0.000)

State vector analysis at period 2017(2)
      Value      Prob
Level    1.08774 [0.51063]
Slope    0.00593 [0.40850]

Regression effects in final state at time 2017(2)
      Coefficient      RMSE      t-value      Prob
Tilf fra Norge          -0.14902      0.05838      -2.55260 [0.01177]
Global tilf (ekskl. Norge)  0.09069      0.10303      0.88020 [0.38027]
EURNOK                  1.02113      0.45217      2.25829 [0.02549]
Substitutter (indeks, NOK)  0.26541      0.18591      1.42759 [0.15565]
Lus                     -0.07456      0.01982      -3.76234 [0.00025]

```

Figur – Utskrift av State Space modell med nivå, trend og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK, lus, substitutter og global tilførsel (ekskludert Norge).

```

i---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,3) model ----
The estimation sample is: 2005(2) - 2017(2)
The dependent variable is: Diff Spot-pris
The dataset is: /Users/oddbjornbarsaune/Desktop/Master/OxMetrics/ARIMA.xls

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob	
AR-1	1.80270	0.05494	32.8	0.000	
AR-2	-1.79385	0.06286	-28.5	0.000	
AR-3	0.885745	0.04813	18.4	0.000	
MA-1	-1.86413	0.04593	-40.6	0.000	
MA-2	1.86413	0.1061	17.6	0.000	
MA-3	-0.999999	0.07267	-13.8	0.000	
Constant	0.160852	0.06553	2.45	0.015	
Tilf fra Norge	-7.35303e-05	3.001e-05	-2.45	0.016	
Global tilf (ekskl. Norge)	5.18405e-05	5.680e-05	0.913	0.363	
EURNOK	5.57054	1.962	2.84	0.005	
Substitutter (indeks, NOK)	0.0670279	0.05501	1.22	0.225	
Lus	-13.2708	3.724	-3.56	0.001	

```

Log-likelihood      -371.142719
no. of observations      145  no. of parameters      13
AIC.T                768.285438  AIC                5.29852026
mean(Diff Spot-pris)  0.278741  var(Diff Spot-pris)  12.8688
sigma                3.06628  sigma^2                9.40205

```

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):

Strong convergence

Used starting values:

0.022437	-0.016944	-0.040296	-0.0010081	-0.0026562	-0.0032820	0.23776	-8.2504e-05
4.6893e-05	5.1969	0.067117	-13.487				

Figur – Utskrift av ARIMA(3,1,3) modell hvor forklaringsvariablene tilførsel fra Norge, EURNOK, lus, substitutter og global tilførsel (ekskludert Norge) er inkludert.

Appendiks C: State Space

```

iUC( 1) Estimation done by Maximum Likelihood (exact score)
  The database used is /Users/oddbjornbarsaune/Desktop/Master/OxMetrics/State Space.xls
  The selection sample is: 2005(1) - 2016(2) (T = 134, N = 1)
  The dependent variable Y is: Ln Spot-pris
  The model is: Y = Trend + Irregular + Explanatory vars
  Steady state..... found without full convergence

Log-Likelihood is 306.698 (-2 LogL = -613.397).
Prediction error variance is 0.00017038

Summary statistics
      Ln Spot-pris
T              134.00
p              2.0000
std.error     0.013053
Normality     0.97729
H(42)         0.95748
DW            1.9136
r(1)          0.036124
q             24.000
r(q)          0.052823
Q(q,q-p)      27.866
Rd^2          0.98036

Variances of disturbances:
      Value (q-ratio)
RW-coef  5.53555e-05 ( 0.6922)
RW-coef  0.00000 ( 0.000)
Level    1.70264e-08 (0.0002129)
Slope    0.00000 ( 0.000)
Irregular 7.99694e-05 ( 1.000)

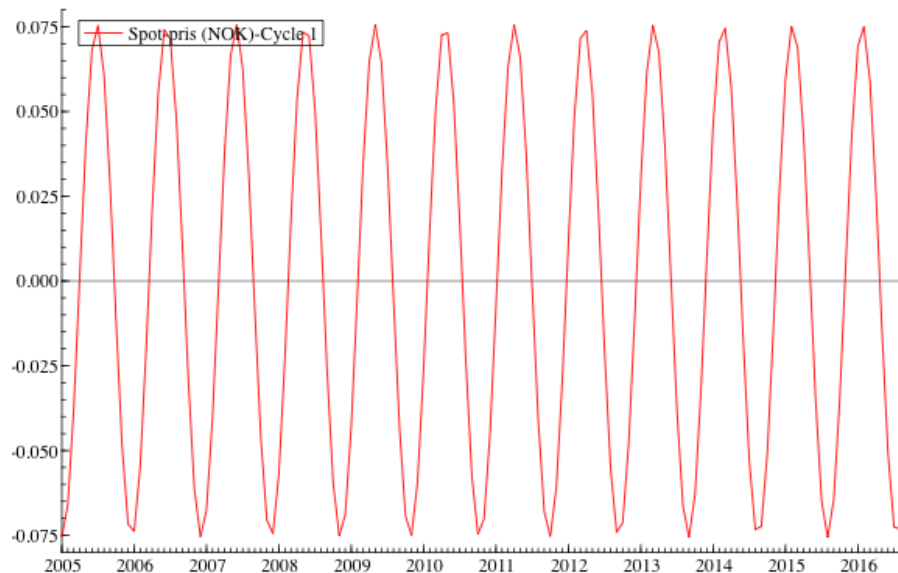
State vector analysis at period 2016(2)
      Value Prob
Level  5.55131 [0.00000]
Slope  0.01057 [0.10922]

Regression effects in final state at time 2016(2)
      Coefficient RMSE t-value Prob
Aug   -0.02220  0.03560 -0.62353 [0.53405]
Sept  -0.06401  0.03589 -1.78354 [0.07689]
Des    0.08169  0.03154  2.58950 [0.01073]

```

Figur – Utskrift av State Space modell med nivå, trend, dummy-variabler for august, september og desember, og forklaringsvariablene tilførsel fra Norge og lus.

Figuren under viser syklusen i en modell med nivå, trend og syklus, hvor tilførsel fra Norge, EURNOK og lus er forklaringsvariabler. Denne syklusen har en varians på 0,00317, periode på 0,961 år og frekvens på 0,54451. Syklusen i tilsvarende modell med tilførsel fra Norge og EURNOK som forklaringsvariabel har en periode på 0,969 år. Syklusen i tilsvarende modell med kun tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel har en periode på 0,968 år.



Figur - Syklusen i en State Space modell

Følgende tabell gir evalueringresultater i modeller hvor tilførsel fra Norge, EURNOK, lus og substitutter er inkludert som forklaringsvariabler i ulike State Space modeller:

Tabell - Evalueringresultater for modell med tilførsel fra Norge, EURNOK, lus og substitutter som forklaringsvariabler

	Siste 12 måneder		Siste 6 måneder		Siste 3 måneder	
	Nivå og trend	Nivå, trend og ses	Nivå, trend og ses	Nivå, trend og syk	Nivå, trend og ses	Nivå og ses
RMSE	9,53	12,41	8,98	8,50	5,12	4,12
MAPE	12,1 %	16,3 %	11,5 %	10,6 %	5,4 %	5,2 %
MAE	8,17	10,85	7,82	7,28	3,53	3,51
Korrelasjon	61 %	27 %	77,0 %	75,7 %	78,1 %	82,1 %

Appendiks D: ARIMA

Diagram over AIC-verdiene med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler i ARIMA modeller:

Tabell - AIC-verdier for ARIMA modell med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler. Data fra januar 2005 til februar 2017.

AIC		MA												
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AR	0	5,271	5,284	5,296	5,306	5,307	5,320	5,330	5,342	5,355	5,365	5,350	5,362	5,331
	1	5,284	5,298	5,270	5,282	5,318	5,318	5,343	5,356	5,368	5,376	5,363	5,359	5,346
	2	5,297	5,270	5,268	5,296	5,289	5,303	5,345	5,368	5,332	5,346	5,339	5,315	5,333
	3	5,307	5,311	5,296	5,271	5,283	5,294	5,321	5,285	5,343	5,354	5,335	5,329	5,332
	4	5,308	5,321	5,329	5,283	5,298	5,292	5,334	5,318	5,333	5,356	5,347	5,321	5,329
	5	5,321	5,334	5,342	5,344	5,292	5,290	5,303	5,311	5,316	5,341	5,352	5,332	5,341
	6	5,330	5,341	5,307	5,326	5,330	5,309	5,310	5,299	5,313	5,324	5,315	5,310	5,325
	7	5,342	5,354	5,368	5,309	5,329	5,304	5,299	5,313	5,326	5,338	5,325	5,328	5,330
	8	5,355	5,367	5,360	5,330	5,320	5,319	5,315	5,319	5,336	5,352	5,308	5,326	5,341
	9	5,366	5,379	5,392	5,328	5,317	5,335	5,321	5,330	5,332	5,331	5,321	5,339	5,354
	10	5,379	5,393	5,337	5,341	5,354	5,376	5,324	5,320	5,314	5,321	5,318	5,325	5,307
	11	5,390	5,395	5,359	5,345	5,332	5,345	5,314	5,365	5,320	5,314	5,344	5,333	5,321
	12	5,346	5,354	5,338	5,349	5,363	5,358	5,296	5,308	5,321	5,334	5,307	5,306	5,318

Diagram over AIC-verdiene med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel i ARIMA modeller:

Tabell - AIC-verdier for ARIMA modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Data fra januar 2005 til februar 2017.

AIC		MA												
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AR	0	5,373	5,387	5,400	5,407	5,396	5,410	5,419	5,433	5,445	5,449	5,434	5,438	5,389
	1	5,387	5,401	5,380	5,390	5,408	5,403	5,433	5,446	5,452	5,456	5,445	5,425	5,398
	2	5,401	5,379	5,371	5,403	5,390	5,402	5,412	5,372	5,435	5,432	5,435	5,365	5,385
	3	5,408	5,402	5,327	5,388	5,403	5,413	5,425	5,399	5,433	5,448	5,422	5,373	5,389
	4	5,400	5,412	5,402	5,380	5,384	5,398	5,410	5,404	5,380	5,384	5,392	5,373	5,354
	5	5,414	5,407	5,415	5,413	5,384	5,411	5,424	5,359	5,392	5,392	5,407	5,386	5,365
	6	5,421	5,433	5,444	5,369	5,410	5,345	5,335	5,363	5,372	5,348	5,350	5,376	5,373
	7	5,434	5,446	5,457	5,386	5,406	5,359	5,363	5,339	5,375	5,358	5,349	5,407	5,385
	8	5,437	5,449	5,430	5,388	5,356	5,369	5,382	5,372	5,327	5,302	5,330	5,329	5,380
	9	5,449	5,463	5,388	5,405	5,368	5,381	5,352	5,349	5,329	5,326	5,338	5,332	5,354
	10	5,463	5,476	5,390	5,450	5,381	5,376	5,360	5,372	5,324	5,337	5,306	5,321	5,367
	11	5,467	5,461	5,404	5,416	5,410	5,423	5,358	5,375	5,314	5,332	5,344	5,295	5,325
	12	5,388	5,398	5,385	5,396	5,371	5,397	5,331	5,329	5,342	5,334	5,296	5,293	5,306

Appendiks E: ARFIMA

Diagram over AIC-verdiene med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler i ARFIMA modeller:

Tabell - AIC-verdier for ARFIMA modell med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler. Data fra januar 2005 til februar 2017.

AIC		MA												
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
AR	0		5,488	5,399	5,378	5,384	5,384	5,397	5,404	5,414	5,411	5,425	5,434	5,351
	1	5,311	5,322	5,333	5,346	5,356	5,369	5,380	5,384	5,391	5,397	5,409	5,402	5,340
	2	5,321	5,334	5,347	5,340	5,354	5,367	5,392	5,358	5,371	5,409	5,423	5,393	5,345
	3	5,334	5,347	5,337	5,354	5,349	5,362	5,394	5,389	5,384	5,382	5,396	5,345	5,348
	4	5,347	5,360	5,343	5,330	5,377	5,345	5,369	5,382	5,398	5,372	5,383	5,363	5,359
	5	5,356	5,354	5,349	5,362	No Conv	5,341	5,382	5,393	5,343	5,383	5,394	5,373	5,364
	6	5,369	5,378	5,362	5,320	5,358	5,331	5,360	5,381	5,379	5,357	5,351	5,367	5,377
	7	5,378	5,389	5,363	5,370	5,373	5,342	5,347	5,350	5,362	5,351	5,383	5,386	5,363
	8	5,386	5,398	5,410	5,385	No Conv	No Conv	5,366	5,328	5,354	5,374	5,368	5,351	5,346
	9	5,403	5,412	5,412	5,387	5,376	5,371	5,385	5,358	5,364	5,370	5,378	5,357	5,359
	10	5,409	5,422	5,416	5,430	5,389	5,385	5,399	5,371	5,373	5,394	5,389	5,377	5,373
	11	5,423	5,425	5,385	5,399	5,402	5,394	5,335	5,425	5,371	5,394	5,405	5,342	5,396
	12	5,427	5,421	5,386	5,428	5,399	5,392	5,377	5,385	5,389	5,369	5,412	5,361	5,393

Diagram over AIC-verdiene med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel i ARFIMA modeller:

Tabell - AIC-verdier for ARFIMA modell med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel. Data fra januar 2005 til februar 2017.

AIC		MA												
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
AR	0		5,625	5,510	5,483	5,491	5,491	5,501	5,510	5,521	5,494	5,510	5,519	5,425
	1	5,419	5,429	5,434	5,447	5,453	5,466	5,477	5,487	5,492	5,483	5,492	5,443	5,394
	2	5,427	5,439	5,447	5,460	5,448	5,459	5,473	5,460	5,473	5,493	5,502	5,425	5,380
	3	5,437	5,450	5,410	5,421	5,460	5,465	5,473	5,460	5,470	5,473	5,484	5,399	5,394
	4	5,448	5,458	5,421	5,387	5,472	5,440	5,451	5,464	5,478	5,478	5,491	5,403	5,402
	5	5,453	5,461	5,459	5,378	5,477	5,404	5,464	5,478	5,431	5,491	5,446	5,416	5,410
	6	5,466	5,458	5,467	5,391	5,465	No Conv	5,446	5,442	5,471	5,398	5,410	5,411	5,396
	7	5,476	5,486	5,500	5,411	5,467	5,393	5,382	No Conv	5,430	5,449	5,424	5,427	5,426
	8	5,490	5,500	5,514	No Conv	5,437	5,406	5,421	5,385	5,427	5,456	5,428	5,395	5,389
	9	5,493	5,506	5,520	5,454	5,412	5,426	5,439	5,385	5,340	5,353	5,398	5,360	5,403
	10	5,507	5,520	5,534	5,441	5,426	5,440	5,447	5,353	5,353	5,359	5,370	5,381	5,397
	11	5,514	5,528	5,439	5,453	5,435	5,448	5,360	5,370	5,388	5,372	5,379	5,346	5,429
	12	5,527	5,499	5,453	5,458	5,437	5,461	5,367	5,380	5,414	5,369	5,401	5,324	5,470

Tabell - Evalueringsresultater for framskrivinger av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler for de siste 6 månedene av datasettet

	(1,f,0) Naiv	(1,f,0)	(6,f,3) Naiv	(6,f,3)	(2,f,0) Naiv	(2,f,0)
RMSE	15,53	15,57	17,29	17,19	15,46	15,53
MAPE	19,7 %	19,7 %	21,9 %	21,7 %	19,7 %	19,7 %
MAE	13,53	13,56	15,02	14,93	13,50	13,56
Korrelasjon	-56 %	-56 %	-70 %	-70 %	-58 %	-58 %

Tabell - Evalueringsresultater for framskrivinger av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel for de siste 6 månedene av datasettet

	(12,f,11) Naiv	(12,f,11)
RMSE	10,55	10,26
MAPE	13,1 %	12,7 %
MAE	8,96	8,75
Korrelasjon	32 %	61 %

Tabell - Evalueringsresultater for framskrivinger av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge, EURNOK og lus som forklaringsvariabler for de siste 3 månedene av datasettet

	(1,f,0) Naiv	(1,f,0)	(6,f,3) Naiv	(6,f,3)	(2,f,0) Naiv	(2,f,0)
RMSE	8,11	8,12	9,72	9,70	8,25	8,24
MAPE	9,9 %	10,0 %	12,0 %	11,9 %	10,2 %	10,2 %
MAE	7,22	7,23	8,69	8,67	7,39	7,38
Korrelasjon	100 %	100 %	50 %	50 %	99 %	99 %

Tabell - Evalueringsresultater for framskrivinger av ARFIMA modeller med tilførsel fra Norge som forklaringsvariabel for de siste 3 månedene av datasettet

	(12,f,11) Naiv	(12,f,11)	(9,f,8) Naiv	(9,f,8)
RMSE	5,33	6,05	5,98	6,88
MAPE	6,5 %	7,5 %	7,2 %	8,4 %
MAE	4,56	5,42	5,26	6,08
Korrelasjon	3 %	5 %	62 %	-14 %