

# **Prediksjoner av norske konjunktursykler**

*En vektorautoregresjonstilnærming*

**Kim André Johnsen**

**Veileder: Gernot Doppelhofer**

Masterutredning i Samfunnsøkonomi

**NORGES HANDELSHØYSKOLE**

Denne utredningen er gjennomført som et ledd i masterstudiet i økonomisk-administrative fag ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at høyskolen inntår for de metoder som er anvendt, de resultater som er fremkommet eller de konklusjoner som er trukket i arbeidet.

## Sammendrag

I denne oppgaven skal vi se nærmere på forholdet mellom konjunkturkomponenten til fastlands-bruttonasjonalprodukt (bnp) og en rekke økonomiske tidsserier for Norge. Formålet er å kunne si noe om forventet fremtidig konjunkturutvikling i Norge. For å kunne gjøre dette vil jeg først bruke Hodrick-Prescott- og Christiano-Fitzgerald-filtrene til å skille ut konjunkturdelen til de aktuelle tidsseriene. Deretter vil jeg konstruere vektorautoregresjoner (VAR) som jeg vil bruke til å predikere bnp. Basert på root mean squared error og visuelle sammenligninger av realiserte og predikerte verdier, finner jeg at vektorautoregresjonene gir forholdsvis gode in-sample-prognoser for bnps konjunkturkomponent i omtrent seks til åtte kvartal frem i tid. Også for lengre in-sample-prognoser er spesielt VARene baserte på Christiano-Fitzgerald-filteret i stand til å gi fornuftige anslag. Med bakgrunn i disse resultatene kan det synes som om VARene bør kunne gi en god pekepinn på den fremtidige konjunkturutviklingen i Norge. Basert på vektorautoregresjonene som gruppe, vil jeg dermed konkludere med at Norge nok kommer til å få en svak positiv konjunkturutvikling gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011.

## Forord

Min interesse for konjunkturutvikling oppstod i faget "Konjunkturanalyse" ved NHH våren 2009. Siden dette tenkte jeg mye på om det fantes noen konjunkturrelaterte emner jeg kunne skrive masteroppgave om; og etter hvert kom jeg frem til at det ville vært interessant å skrive en utredning om den fremtidige konjunkturutviklingen i Norge. Valget om å fokusere på prediksjoner av bruttonasjonalproduktets konjunkturkomponent ved hjelp av vektorautoregresjoner, ble tatt etter en samtale med min veileder Gernot Doppelhofer.

En vektorautoregresjonstilnærming har den svakheten at den er forholdsvis mekanisk, da det eneste valget man må ta i konstruksjonen av modellene er hvor mange lags man skal inkludere. Dette betyr at man ikke trenger å ha en konkret formening om hvordan sammenhengene mellom konjunkturkomponentene til bnp og de andre variablene er. Imidlertid er det prediksjonene, og ikke disse sammenhengene, som er det sentrale i denne utredningen. Dette betyr at det viktige er at modellene kan gi gode prognoser, noe mine analyser indikerer er tilfellet.

Til dere som leser denne pdf-versjonen av utredningen må jeg også benytte muligheten til å beklage at verdiene på figurenes y-akser er noe rotete, samt at figurene i tilknytning til seksjon 11 har fått flere skjemmende grå streker. Disse problemene oppstod ved konverteringen til pdf, og lot seg dessverre ikke løse innen den gitte fristen.

Avslutningsvis vil jeg rette en takk til Gernot Doppelhofer for hans konstruktive innspill gjennom skriveprosessen. Uten hans bidrag hadde denne oppgaven ikke blitt det den er i dag.

*Bergen, 20.06.2010*

*Kim André Johnsen*

# Innholdsfortegnelse

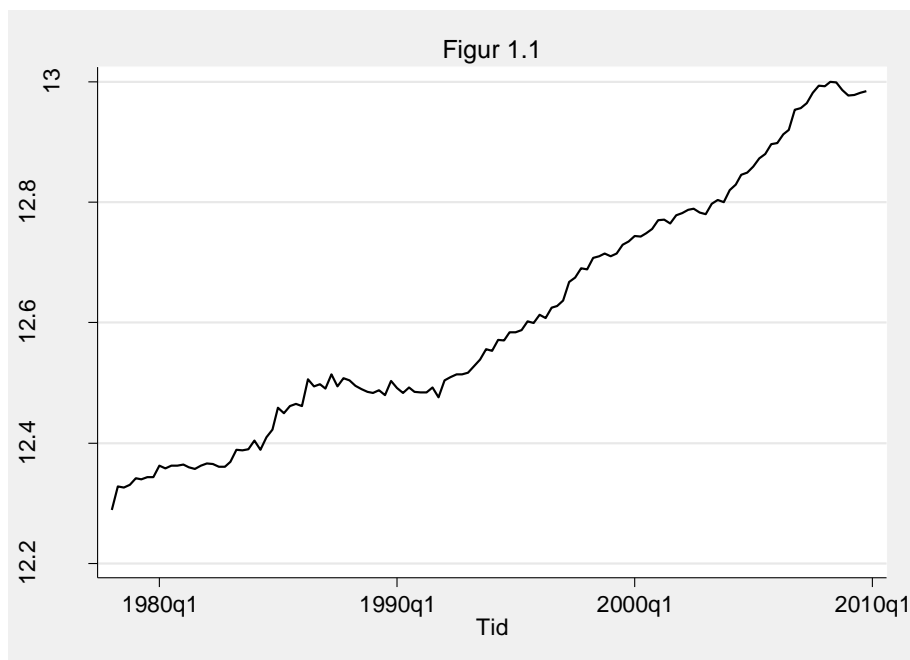
1. Introduksjon .....	7
2. Databeskrivelse .....	11
2.1 Beskrivelse .....	11
2.2 Intuisjon .....	14
3. Konjunktursykler – definering og filtrering .....	17
3.1 Definering .....	17
3.2 Filtrering.....	18
3.2.1 Hodrick Prescott-filteret .....	19
3.2.2 Bandpass-filtre .....	20
3.3 Konklusjon og tolkning av de filtrerte seriene.....	22
4. Valg av filterparametre .....	24
4.1 Valg av testparametre .....	24
4.2 Stasjonaritet.....	25
4.3 Visuell sammenligning .....	25
5. Stasjonaritet .....	28
6. Strukturendringer.....	30
6.1 Utforming av og resultat fra strukturendringstestene .....	30
6.2 Konsekvenser av strukturendringstestene .....	32
7. Eyeballing .....	34
7.1 Sammenligning med bruttonasjonalproduktet .....	34
7.1.1 Christiano Fitzgerald-filteret .....	34
7.1.2 Hodrick Prescott-filteret .....	38
7.2 Sammenligning av filtrene .....	41
8. Korrelasjoner .....	44
8.1 Christiano-Fitzgerald-seriene .....	44
8.2 Hodrick-Prescott-seriene .....	47
8.3 Oppsummering .....	48
9. Vektorautoregresjoner .....	50
9.1 Introduksjon.....	50
9.1.2 Antagelser .....	51
9.2 Valg av laglengde – Bayesian Information Criterion .....	52

9.3 Stabilitet.....	54
9.3.1 Konklusjon.....	57
9.4 Lagrange Multiplier Test.....	57
9.4.1 Hodrick-Prescott-filteret .....	59
9.4.2 Christiano Fitzgerald-filteret .....	59
9.4.3 Konklusjon.....	60
9.5 Normalitet i feilleddene.....	61
9.6 Konklusjon .....	63
10. Prediksjoner – Modellegenskaper.....	66
10.1 In sample-egenskaper – Én periodes prediksjon.....	66
10.2 In sample-egenskaper – 20-periodersprediksjon .....	71
10.3 Konklusjon – In sample .....	75
10.4 Out of sample-egenskaper .....	77
10.4.1 Énperiodesprediksjoner .....	79
10.4.2 Out of sample-egenskaper – 20-periodersprediksjon .....	80
10.4.3 Out of sample – konklusjon .....	83
10.5 Konklusjon .....	83
11. Prediksjoner – Tiden fremmover .....	86
11.1 Hodrick-Prescott-vektorautoregresjonene .....	86
11.2 Christiano-Fitzgerald-vektorautoregresjonene .....	88
11.3 Strukturforskjeller.....	89
11.4 Oppsummering .....	90
12. Konklusjon .....	93
13. Appendiks.....	97
Del A – Databeskrivelse .....	97
Del B – Filtrering & annet innledende arbeid.....	100
B1 - Filtre .....	100
B2 - Valg av filterparametre .....	101
B3 - Stasjonaritet / Dickey Fuller.....	102
B4 - Sammenligning av filtrene .....	103
Del C – Utarbeidelse av modellene .....	105
C1 - Valg av laglengde – Bayesian Information Criterion .....	105

C2 - Multikollinearitet .....	106
C3 - Vektorautoregresjonenes koeffisienter .....	106
C4 - Autokorrelasjon i CF-VAREne .....	123
Del D – Prediksjoner – Modellegenskaper .....	124
D1 - Root mean squared error .....	124
D2 - In sample-prediksjoner – figurer .....	125
D3 - Out of sample prediksjoner – seksjon 10.4 .....	138
Del E – Prediksjoner – Tiden fremmover .....	152
E1 - Hodrick-Prescott-vektorautoregresjonene .....	153
E2 - Christiano-Fitzgerald-vektorautoregresjonene .....	154
14. Litteraturliste .....	157

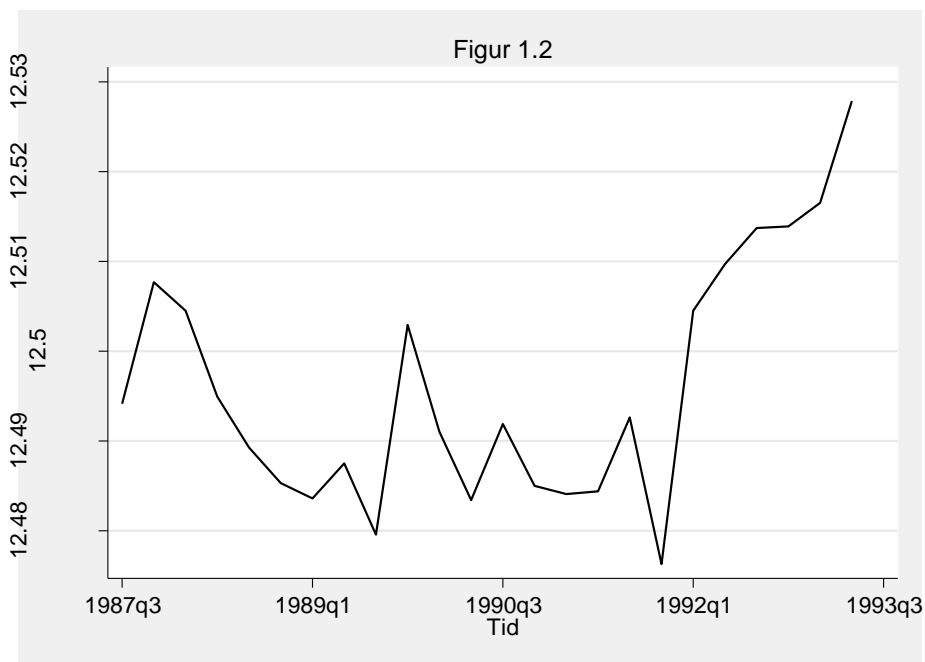
## 1. Introduksjon

Det kanskje tydeligste trekket ved den historiske økonomiske utviklingen i verden, er at det på lang sikt er en positiv trendutvikling. Dette kan illustreres ved å se på forløpet til fastlands-Norges bruttonasjonalprodukt (bnp) siden 1978. (Figur 1.1) I løpet av denne relativt korte perioden har bnp i reelle priser omtrent doblet seg. Til tross for denne langsiktige veksten ser vi at perioden også inkluderer flere år med ingen eller til og med negativ vekst i bnp. I figur 1.2 ser vi et utsnitt av perioden 1987 til 1993, og det er her tydelig at økonomien på kort sikt er utsatt for betydelige svingninger. Disse svingningene kalles konjunktursyklus, og selv om de på lang sikt er ubetydelige, oppleves de i real time ofte som svært alvorlige. Nedgangskonjunkturer fører gjerne til redusert eller negativ avkastning i bedrifter, forstyrrelser i kapitalmarkedene, permitteringer, oppsigelser og generell bekymring i befolkningen. Oppgangskonjunkturer kan på sin side, til tross for den tilsynelatende positiviteten, legge til rette for kraftige fremtidige nedgangskonjunkturer gjennom elementer som bolig- og eiendomsbobler.



For å dempe disse svingningene har de sentrale myndighetene i en rekke land i lang tid drevet motkonjunkturpolitikk. Eksempler på dette kan være å øke den nasjonale utlånsrenten i oppgangsperioder, eller å etterspørre ekstra mye i nedgangstider for å holde etterspørselen oppe. Et problem med slik politikk er at det tar lang tid fra politikken blir igangsatt til den fulle effekten kommer i økonomien. Milton Friedman (1961) argumenterte

allerede for fire tiår siden for at pengepolitikken, representert gjennom endringer i pengemengden, påvirker økonomisk utvikling med lags<sup>1</sup> som både er "lange og variable". Nyere studier fra Bank of England (2001) med fokus på rentestyring, viser at det, under gitte forutsetninger, tar rundt ett år før pengepolitiske tiltak får full effekt på bnp-utviklingen, og rundt to år før den fulle effekten på inflasjonen kommer. Som følge av dette tidsetterslepet vil det være ønskelig å basere dagens politikk både på dagens konjunktursituasjon, og den forventede fremtidige situasjonen.



Dette betyr naturlig nok at man er nødt til å danne seg en formening om den forventede utviklingen. Slike anslag kan utarbeides på en rekke ulike måter, men felles for alle metodene er at de bruker den informasjonen som er tilgjengelig i dag til å si noe om fremtiden. En mulig tilnærming i en slik sammenheng er å utarbeide en økonometrisk modell og anvende denne til å predikere de fremtidige konjunktursvingningene. I denne oppgaven vil jeg benytte meg av en slik fremgangsmåte. Nærmere bestemt vil jeg formulere vektorautoregresjoner basert på konjunkturkomponenten til bnp og en rekke økonomiske tidsserier. For å kunne fokusere på konjunkturdelene vil jeg benytte meg av såkalte filtre som er i stand til å skille mellom den lange trendutviklingen og den mellomlange konjunktur-utviklingen. Jeg gjør en evaluering av hvilke filtre jeg kan benytte, og ender opp med å bruke

<sup>1</sup> Grunnet fraværet av gode norske oversettelser har jeg i denne oppgaven valgt å bruke en fornorsket variant av det engelske ordet "lag". I denne sammenhengen kunne vi skrevet det om til "pengepolitikken har en



to filtre konstruert av henholdsvis Hodrick og Prescott, og Christiano og Fitzgerald. Modellene baserte på tidsserier filtrert med disse filtrene vil jeg benytte til å si noe om konjunkturutviklingen i Norge gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011.

I en slik sammenheng er det viktig å vite at modellenes prediksjonsevner er gode. Den beste måten å undersøke dette på er å sammenligne dagens prognoser med de realiserte verdiene. En slik evaluering er naturlig nok umulig å gjennomføre i dag, og jeg vil derfor benytte modellene til å gjøre en rekke prediksjoner for den tidsperioden jeg har data for. Disse prediksjonene vil jeg så sammenligne med de virkelige verdiene for denne perioden. I dette arbeidet vil jeg fokusere både på prognoser én periode frem i tid over hele tidsperioden, og på femårsprognoser for den siste delen av datasettet. Slike sammenligninger vil gi svar på om modellenes prediksjonsevner er gode eller ikke. Forhåpentligvis vil det være godt samsvar mellom prognosene og de realiserte verdiene. Dersom dette er tilfellet, vil det være rimelig å anta at også prediksjonene for 2010 og 2011 vil ligge tett opptil de verdiene som faktisk kommer til å bli realiserte. Man kan dermed stole på at modellene gir sannsynlige anslag for den fremtidige konjunkturutviklingen.

I mitt tilfelle viser det seg at modellenes prognoser er forholdsvis gode. Prediksjonene på én periode inneholder få signifikante avvik fra de virkelige verdiene, og i den grad det er slike forskjeller korrigeres disse raskt for de påfølgende prediksjonene. For femårsprognosene blir det naturlig nok visse avvik, men spesielt for de første seks til åtte kvartalene virker modellene å gi gode prediksjoner. Disse resultatene leder meg til å tro at vektor-autoregresjonene er i stand til å kunne si noe om den forventede konjunkturutviklingen gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011. Basert på en samlet vurdering av modellene, konkluderer jeg derfor med at Norge nok vil få en svak positiv konjunkturutvikling gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011.

Opgaven begynner med en databeskrivelse i seksjon 2. Deretter følger en diskusjon av ulike filtre som brukes til å filtrere ut konjunkturkomponenten fra tidsserier i del 3, samt seksjon 4 om valg av parametre til disse filtrene. I seksjon 5 undersøkes det om filtrene gir stasjonære serier for datasettet, før vi i del 6 ser på eventuelle strukturendringer i tidsseriene. Etter dette kommer seksjon 7 med en visuell sammenligning av forholdet mellom den filtrerte bnp-serien og de andre tidsseriene, fulgt av del 8 som inneholder et korrelasjonsavsnitt.

Deretter følger en større del om vektorautoregresjoner, som benyttes til å predikere den fremtidige konjunkturkomponenten til bnp. Her kommer først seksjon 9 hvor vektorautoregresjonene utarbeides. Momenter som tas opp her er valg av laglengde ved hjelp av informasjonskriteria og diagnostikk av feilleddene. Basert på disse resultatene skal vi i seksjon 10 se på hvor godt modellene er i stand til å beskrive bnp, før vi ser på noen prediksjoner for fremtidig utvikling i bnps konjunkturkomponent i seksjon 11. Avslutningsvis følger seksjon 12 med en konklusjon, og seksjon 13 med et appendiks med utfyllende tabeller og figurer, samt kildebeskrivelser.

## 2. Databeskrivelse

I denne seksjonen skal vi se nærmere på dataene som er brukt i denne oppgaven. Begrunnelsen for å studere nettopp disse variablene er at det kan tenkes at deres konjunkturkomponent ligger foran bnp i utvikling. Med uttrykket "å ligge foran bnp i utvikling", mener jeg at konjunkturkomponenten skifter fra for eksempel opp- til nedgang på et tidligere tidspunkt enn bnp. Dersom serien gjør dette vil den kunne inneholde spesielt nyttig informasjon om den fremtidige konjunkturutviklingen til bnp. Over de neste sidene vil jeg først beskrive variablene i seksjon 2.1, og deretter gjennomgå intuisjonen bak inkluderingen av noen av dem i seksjon 2.2.

### 2.1 Beskrivelse

For di bruttonasjonalproduktet meddeles på kvartalsbasis har jeg valgt å fokusere på kvartalsdata. En del serier, som ulike renter og aksjeindekser, publiseres kun daglig eller månedlig og er følgelig ikke inkluderte i denne oppgaven. Det er selvfølgelig mulig å selv aggregere opp disse størrelsene til kvartalsdata, men da det allerede finnes en rekke forskjellige interessante variabler som publiseres hvert kvartal, har jeg valgt å ikke gjøre dette. Jeg har for øvrig vektlagt å få inkludert variabler fra flere ulike grupper, og har derfor tatt med både makrovariabler som privat konsum, ulike forventningsindikatorer, serier fra boligmarkedet og investeringsvariabler. På denne måten håper jeg å ha et bredt grunnlag for å kunne predikere konjunkturutviklingen til bnp.

Datasettet består av 20 tidsserier med kvartalsdata og kan sees i tabell 2.1 sammen med noen oppsummeringsverdier.<sup>2</sup> Merk at jeg har tatt logaritmen av alle variablene, bortsett fra forventningsindikatorerne som inneholder negative verdier, og at det er disse oppsummeringsverdiene som vises i tabellen. Den første delen av tabellen består av makroøkonomiske variabler som bnp og eksport. Deretter følger forventningsindikatorer, nye ordre, boligmarkedet og noen investeringsvariabler. For alle variablene har jeg brukt endelige / ferdigreviderte verdier, men en for en del av tidsseriene kan nok de siste observasjonene i datasettet være førstegangsanslag eller førstegangsreviderte anslag. Dette

---

<sup>2</sup> At jeg har tatt logaritmen av variablene indikeres ved at variabelnavnene begynner med bokstaven "l". Endelsen "sa" forteller at dataene er sesongjusterte, mens "c" står for konstante priser. Kombinasjonen "sac" betyr dermed at serien er sesongjustert og i konstante priser.

gjelder spesielt bruttonasjonalproduktene for Norge og USA. I resten av denne seksjonen vil jeg gi en beskrivelse av variablene, mens en kildebeskrivelse kan finnes i appendikset del A – Databeskrivelse.

#### *lbnp\_fasac*

Dette er bruttonasjonalproduktet (bnp) for Norges fastland. Mer konkret vil dette si verdien av all norsk produksjon unntatt utvinning av olje og naturgass, tjenesteyting relatert til olje- og gassvirksomhet, transport av olje og gass via rørsystemer, samt havtransport. Verdiene er gitt i millioner norske kroner (NOK), er sesongjustert og oppgitt i 2007-priser.

#### *lprivcon\_sac*

Denne variabelen viser privat konsum i Norge, altså norske husholdningers forbruk av tjenester og varer. Serien er gitt i millioner NOK, er sesongjustert og oppgitt i 2007-priser.

#### *lexp\_sac* og *limp\_sac*

*lexp\_sac* (eksport) inneholder verdien av varer og tjenester solgt fra Norge til andre land. Verdiene er igjen gitt i millioner NOK, er sesongjustert og oppgitt i 2007-priser. *limp\_sac*-serien (import) er helt lik, bortsett fra at denne viser verdien av varer og tjenester solgt fra andre land til Norge.

#### *lprodukti*

Dette er en produktivitetsserie og er definert som bnp pr sysselsatt person i Norge. Bnp inkluderer i denne sammenhengen også norsk aktivitet som foregår offshore. Tidsserien er gitt som en sesongjustert indeks med verdi lik 100 for 1995.

#### *lbnp\_us\_sac*

Denne serien inneholder USAs bruttonasjonalprodukt, det vil si verdien av varer og tjenester produsert i USA. Verdiene er oppgitt i milliarder av amerikanske dollar (USD), er sesongjustert og i 2005-verdier.

### *lip og lip\_sa*

Disse seriene er prisindekser for industriproduksjonen i Norge. Begge har verdi lik 100 i år 2000, men kun lip\_sa er sesongjustert.

### *Forventningsindikatorene*

Kapvar, kapvar\_sa, konsvar, konsvar\_sa, manuf og manuf\_sa er forventningsindikatorer for henholdsvis kapitalvarer, konsumvarer og industri (manufacturing). Disse er basert på hvordan industriledere vurderer de fremtidige markedsforholdene for et fast sett av indikatorer. Variablene er oppgitt som diffusjonsindekser, noe som betyr at de konstrueres ved å ta prosentandelen med positive svar minus prosentandelen med negative svar. En verdi over null indikerer dermed at flertallet av de spurte lederne forventer en positiv utvikling i det gitte markedet. Kons\_eusa er også en forventningsindikator som er konstruert som en diffusjonsindeks, men her er det befolkningen i EU som er spurt om forventningene angående deres private økonomi og den generelle økonomiske utviklingen.

### *lenebo*

Dette er en variabel som viser prisutviklingen for nybyggede norske eneboliger. Serien er en ikke-sesongjustert prisindeks med baseår i 2000.

### *llanhus\_sa*

Denne serien viser den samlede verdien av lån til nye boliger i Norge, og fanger følgelig opp den samlede endringen i volum og pris for nye boliger. Verdiene er sesongjusterte og oppgitt i millioner NOK.

### *Nye ordre indikatorer*

Lconstruct, lnye\_ordre og lbolig er alle prisindekser for nye ordre. Lconstruct refererer til bygningsbransjen, lnye\_ordre til industri og lbolig til bygging av boliger. Ingen av dem er sesongjusterte, lnye\_ordre har baseår i 2005 og de to andre i år 2000.

### *lfullcap\_sa*

Denne variabelen er en av Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) sine ledende konjunkturindikatorer for Norge, og viser den prosentandelen av de

spurte firmaene i OECDs undersøkelse som opererer på 100 % av sin kapasitet. Serien er sesongjustert.

### *Ig-variablene*

Dette er investeringsvariabler for henholdsvis Norge som helhet (lg\_c og lg\_sac), oljerelatert virksomhet i Norge (lgoil\_sac) og boliger i Norge (lghus\_c og lghus\_sac). Alle seriene er oppgitte i millioner 2007-priser av NOK. En nærmere definering av begrepet "investeringer" finnes i appendikset del A – Databeskrivelse.

## **2.2 Intuisjon**

I dette avsnittet skal vi se nærmere på intuisjonen bak inkluderingen av variablene.

### *Privat konsum*

I mitt datasett har privat konsum utgjort over 50 % av fastlands-Norges bnp siden midten av 80-tallet. Utviklingen i denne komponenten er følgelig svært viktig for utviklingen i bnp, og en reduksjon i privat konsum i dag kan gi en nedgang i bnp i morgen.

### *Eksport*

Dersom et land opplever en endring i konjunkturutviklingen, er det sannsynlig at deres vilje til å importere norske varer endres. Om denne økonomien er av en betydelig størrelse kan den reduserte etterspørselen føre til en konjunkturændring i Norge. Alternativt kan den være et tegn på at noe som har inntruffet i denne økonomien også kan inntreffe i Norge, om enn på et senere tidspunkt.

### *Forventingsindikatorene*

Denne typen indekser er per definisjon fremoverskuende, og dersom flertallet av respondentene over tid klarer å forutse den fremtidige utviklingen i markedene, bør disse seriene kunne gi en god indikasjon på fremtidig konjunkturutvikling. Begrunnelsen for å også ta med en indeks for konsumentene i EU, er at Norge er såpass integrert med EU at mye av det som påvirker EU også vil påvirke Norge.

Tabell 2.1 - Databeskrivelse

Variabel	Beskrivelse	Start	Slutt	Enhet	Snitt	Std. av.	Min	Max
lbnp_fasac	bnp fastland	1978k1	2009k4	mill	12,61	0,21	12,29	13,00
lprivcon_sac	priv konsum	1978k1	2009k4	mill	11,96	0,23	11,59	12,40
lexp_sac	eksport	1978k1	2009k4	mill	12,01	0,44	11,18	12,49
limp_sac	import	1978k1	2009k4	mill	11,50	0,31	11,03	12,11
lprodukti	produktivit	1978k1	2009k4	bnp/syss	4,85	0,18	4,54	5,09
lbnp_us_sac	bnp USA	1950k1	2009k4	USD mrd	8,63	0,56	7,56	9,50
lip	ind prod	1957k1	2009k3	indeks	3,87	0,65	2,57	4,71
lip_sa	ind prod	1957k1	2009k3	indeks	3,90	0,62	2,72	4,68
kapvar	forventning	1988k1	2009k3	diff.ind	0,84	11,30	-24	24
kapvar_sa	forventning	1988k1	2009k3	diff.ind	0,80	10,99	-23	25
konsvar	forventning	1988k1	2009k3	diff.ind	3,22	7,30	-18	18
konsvar_sa	forventning	1988k1	2009k3	diff.ind	3,08	5,35	-15	16
manuf	forventning	1988k1	2009k4	diff.ind	2,82	8,15	-26	20
manuf_sa	forventning	1988k1	2009k4	diff.ind	2,78	7,69	-23	20
kons_eusa	forventning	1992k3	2009k3	diff.ind	-11,00	7,69	-31	1,1
lbolig	nye ordre	1976k1	2009k4	indeks	3,56	0,59	2,30	4,76
lconstruct	nye ordre	1976k1	2009k4	indeks	3,77	0,56	2,48	4,91
lnye_ordre	nye ordre	1990k1	2009k4	indeks	4,30	0,37	3,68	5,14
lfullcap_sa	kapasitet	1989k1	2009k4	% på full	3,19	0,29	2,34	3,94
lenebo	eneboliger	1989k1	2009k3	prisind	4,55	0,34	4,12	5,16
llanhus_sa	lån nye hus	1976k1	2009k3	nye lån	7,31	0,38	5,68	8,24
lgoil_sac	investering	1978k1	2009k4	mill	9,79	0,33	8,78	10,40
lghus_c	investering	1978k1	2009k4	mill	9,65	0,26	9,00	10,17
lghus_sac	investering	1978k1	2009k4	mill	9,65	0,26	9,02	10,15
lg_c	investering	1978k1	2009k4	mill	11,20	0,26	10,71	11,85
lg_sac	investering	1978k1	2009k4	mill	11,22	0,24	10,87	11,80

### *Nye ordre*

Denne gruppen serier har en del til felles med forventningsindikatorene. Dersom flertallet av bolig- og bygningskjøperne forventer dårligere tider, vil de sannsynligvis redusere innkjøpene sine allerede i dag.

### *Fullcap\_sa*

Denne variabelen forteller hvor mange prosent av firmaene i undersøkelsen som jobber på full kapasitet. Dersom denne andelen faller, indikerer det at etterspørselen i økonomien har blitt mindre, noe som igjen indikerer en konjunkturedgang.

### *Investeringsvariablene*

Investeringsbeslutninger er også en type beslutninger som tar inn over seg den nærmeste makroøkonomiske utviklingen. Selv om store investeringer ofte har et langt perspektiv og skal gi avkastning på sikt, er det slik at det ofte vil være lettere å finansiere disse investeringene i en oppgangskonjunktur enn det det vil være i en nedgangskonjunktur. Av den grunn kan det tenkes at investeringene leder bnp. Dessuten er det mulig at investeringene generelt er så betydelige at en reduksjon i disse av en grunn urelatert til forventinger kan skape en reduksjon i bnp.



### 3. Konjunktursykler – definering og filtrering

I denne seksjonen skal vi først se nærmere på defineringen av konjunktursykler. Deretter følger en gjennomgang av ulike metoder å skille konjunktursykler fra trendutvikling, og til sist et avsnitt om hvilke metoder jeg har valgt.

#### 3.1 Definering

Det finnes mange ulike definisjoner av konjunktursykler. Den kanskje mest kjente er definisjonen til Burns og Mitchell (Stock og Watson 1999):

*A cycle consists of expansions occurring at about the same time in many economic activities, followed by similarly general recessions, contractions, and revivals which merge into the expansion phase of the next cycle; this sequence of changes is recurrent but not periodic; in duration business cycles vary from more than one year to ten or twelve years; they are not divisible into shorter cycles of similar character with amplitudes approximating their own.*

Denne fremstillingen fanger spesielt to kjennetrekke ved konjunkturer – det er en ekspansjon / tilbakegang som skjer i *store deler* av økonomien, og det har en viss *varighet*. Et tredje sentralt kjennetrekke er at denne ekspansjonen / tilbakegangen må ha en viss *dybde*. Selv om ikke dybde er nevnt eksplisitt av Burns og Mitchell, er det klart at spredningen og varigheten som er beskrevet må medføre en viss dybde.

Nå når vi har en forståelse av hva en konjunktursykel er, skal vi se nærmere på hvordan vi kan identifisere en sykel i en datatidsserie. For å gjøre dette må vi først gå nærmere inn på hvordan man definerer selve sykelen. I moderne konjunkturteori finnes det to måter å klassifisere sykler på:

Klassiske sykler

Vekstsykler

Et typisk eksempel på en klassisk tilnærming finnes hos amerikanske National Bureau of Economic Research (NBER). NBER ser på nivået til flere ulike tidsserier, og hvis mange nok av disse viser en endring fra oppgang til nedgang, eller motsatt, konkluderes det med at man

har hatt et vendepunkt i konjunkturforløpet. Denne tilnærmingen betyr at det er først idet en serie i absolutt forstand utvikler seg negativt, at man kan snakke om en mulig resesjon. Når konjunkturtopper og –bunner fastsettes på denne måten får man som regel oppgangskonjunkturer som er lengre enn nedgangskonjunkturer. Årsaken til dette er at det i en rekke serier finnes en underliggende trendutvikling som bidrar i positiv retning. Et godt eksempel på dette er Norges bruttonasjonalprodukt (bnp). På lang sikt er det reelle bnp i Norge avhengig av innsatsfaktorer, som blant annet arbeidskraft og teknologi. Som følge av den kontinuerlige teknologiutviklingen og økningen i arbeidsstyrken, vil det på lang sikt være en positiv trendutvikling. Sett i lys av dette kan det virke fornuftig å definere sykler som svingninger rundt denne langsiktige veksten; men dersom man tar utgangspunkt i klassiske sykler er defineringen av syklene uavhengig av trendutviklingen.

La oss nå se på vekstsykler, som fokuserer på dagens vekst i en tidsserie sammenlignet med trendveksten. Dersom dagens vekst er høyere enn trendveksten har tidsserien en utvikling som er sterkere enn det den kan ha på lang sikt, og indikerer således at vi er i en høykonjunktur. Av Burns og Mitchells definisjon går det frem at konjunktursykler er noe midlertidig – følgelig kan det virke fornuftig å bruke denne fremgangsmåten og definere en konjunktursykel i forhold til den langsiktige trenden. Dermed får man et skille mellom de langsiktige og de mellomlange komponentene.

Et moment som taler i disfavør av vekstsykler er at denne teorien er inkonsistent med en del økonomisk teori (Stock og Watson 1999). Til tross for dette vil jeg i denne oppgaven fokusere på vekstsykler, fordi disse skiller mellom den langsiktige trendutviklingen og de mellomlange konjunkturfluktuationene.<sup>3</sup>

## 3.2 Filtrering

Valget om å skille mellom konjunktur- og trenddelen i datasettet, gjør det nødvendig å bearbeide tidsseriene for å filtrere ut konjunkturkomponentene. Det er mange måter å gjøre dette på – fra et enkelt lineært filter som antar at trenden er konstant, til avanserte

---

<sup>3</sup> En slik tilnærming innebærer at vendepunktene kommer der veksten i originalserien og trenden er lik, noe som også betyr at i vendepunktet er avstanden mellom originalserien og trenden på sitt største.

økonometriske modeller. Jeg vil her fokusere på to populære metoder som skiller ut konjunkturdelen av tidsseriene:

Hodrick og Prescotts filter fra 1981, populært kalt et HP-filter

Bandpass filtre. Her vil jeg se på både Baxter og Kings (BK) filter fra 1999 og Christiano og Fitzgeralds (CF) fra 2003.

Jeg vil nå kort gjennomgå bakgrunnen for de tre filtrene samt trekke frem en del svakheter, før jeg velger hvilket eller hvilke jeg kommer til å bruke.

### 3.2.1 Hodrick Prescott-filteret

Hodrick og Prescott hadde en svært enkel tilnærming da de utviklet sitt filter. I deres artikkel "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation" (1997) skriver de at de ikke benytter seg av standard tidsserieanalyse i utarbeidelsen av filteret, men derimot baserer seg på det eneste de hevder å vite om trendkomponenten, nemlig at den utvikler seg jevnt over tid. De definerer videre at en tidsserie  $y_t$  er summen av trendkomponenten  $g_t$  og konjunkturkomponenten  $c_t$ .

$$y_t = g_t + c_t \quad (3.1)$$

Denne defineringen er basert på at sesongkomponenten allerede er fjernet, noe som betyr at dersom HP-filteret brukes på serier som ikke er sesongjusterte, kan man risikere å få en svært volatil konjunkturkomponent, (avvik fra den langsiktige trenden), fordi filteret ikke klarer å fjerne disse helt kortsiktige variasjonene. På bakgrunn av sine antagelser setter de opp følgende minimeringsfunksjon:

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=1}^T c_t^2 + \lambda \sum_{t=1}^T [(g_t - g_{t-1}) - (g_{t-1} - g_{t-2})]^2 \right\} \quad (3.2)$$

Det første summeringsleddet viser den kvadrerte summen av avvikene (konjunktorene) fra trenden over hele tidsserien. Intuitivt virker det fornuftig å minimere et slikt ledd, da det, fordi en sykel er et midlertidig avvik fra trend, over tid bør være en viss nærhet mellom trenden og syklene. Det andre summeringsleddet viser den kvadrerte endringen i trenden fra periode til periode. En minimering av et slikt ledd virker også logisk, fordi

trendkomponenten skal vise en langsiktig utvikling og dermed ikke bør la seg påvirke av mer kortsiktige elementer. Ved å legge begrensinger på hvor mye trenden kan endre seg, oppnår man nettopp dette.

Lambdaen foran det andre summeringsleddet er en positiv verdi som sier noe om hvor glatt man ønsker at trenden skal være. Jo høyere man setter denne verdien, dess kraftigere blir minimeringsfunksjonen straffet for endringer i trend. Følgelig blir trenden glattere og syklene får flere fluktasjoner. I sin artikkel bruker Hodrick og Prescott en lambda lik 1 600 for tidsserier på kvartalsbasis. Denne verdien har blitt stående som et standard utgangspunkt for valg av lambda for kvartalsdata. (Støle 2009) Imidlertid tyder mye på at denne lambdaen er for lav for norske data, fordi en rekke norske tidsserier er mer volatile enn tilsvarende serier for USA og euroområdet. (Husebø og Wilhelmsen 2005).

### ***3.2.1.1 Kritikk av Hodrick Prescott-filteret***

En av de viktigste kritikkene mot HP-filteret er endepunktsproblematikken. Som vist i ligning 3.1 benytter HP-filteret observasjoner fra tidligere, nåværende og fremtidige perioder for å beregne dagens trend og sykel. I begynnelsen og slutten av tidsserien mangler vi naturlig nok henholdsvis tidligere og fremtidige observasjoner. Et resultat av dette er at trenden og syklene blir mer påvirket av inneværende periodes tall i endepunktene. Dette kan føre til resultater som endrer seg kraftig når serien blir forlenget.

Et annet problem er at dersom originalserien er persistent kan HP-filteret lage sykler i dataserier som ikke inneholder sykler. (Cogley og Nason 1995) Også Harvey og Jaeger (1993) finner at bruk av HP-filteret kan gi spuriøse sykler. Til sist kan det nevnes at det finnes få klare regler om hvordan man skal velge størrelse på lambda. Dette gjelder kanskje spesielt for norske makroøkonomiske data, fordi disse som sagt har større fluktasjoner enn flere internasjonale serier.

### **3.2.2 Bandpass-filtre**

Bandpass-filtre er filtre som beholder elementer som har fluktasjoner av en spesifisert lengde, og fjerner elementer med fluktasjoner utenfor disse grensene. Dette betyr at man må definere den nedre og øvre grensen for hvor lange konjunktursykler er. En populær

definering er 6 til 32 kvartal, og bygger på arbeid gjort av Burns og Mitchell. (Baxter og King 1999)

### **3.2.2.1 Baxter og Kings bandpass-filter**

Det kanskje mest populære bandpass-filteret for konjunkturanalyser er Baxter og Kings (BK) filter, som de redegjorde for i "Measuring Business Cycles: Approximate band-pass filters for economic time series". (1999) BK-filteret er designet med en rekke gunstige egenskaper (se appendikset del B1.2 Baxter-King-filteret), og er basert på et glidende gjennomsnitt.<sup>4</sup> Det er mulig å spesifisere lengden på det glidende snittet som man vil, men Baxter og King anbefaler 24 perioder for kvartalsdata. Dette betyr at man ved bruk av BK-filteret mister 12 observasjoner i begge endene av tidsseriene.

Baxter og King (1999) vurderer også BK-filteret i forhold til blant annet HP-filteret. De finner at HP-filteret og deres bandpass-filter stort sett gir lignende resultater, men at det også er noen forskjeller man bør legge merke til. HP-filteret slipper gjennom mer av de helt kortsiktige / høyfrekvente variasjonene i seriene. Dette blir spesielt tydelig om man ser på serier som inneholder en del slike komponenter, for eksempel inflasjon. Et annet moment Baxter og King trekker frem er endepunktsproblematikken til HP-filteret, som fører til at HP-filteret ikke er like pålitelig som BK-filteret i starten og slutten av serien. Dette problemet kan fjernes ved å kutte noen observasjoner i begge endene av datasettet, men en slik kutting vil også fjerne det de vurderer som den kanskje største fordelen til HP-filteret, nemlig det at det benytter hele tidsserien.

### **3.2.2.2 Kritikk av Baxter King-filteret**

Det mest opplagte problemet med BK-filteret er man mister 12 observasjoner i begge endene av datasettet. Dermed er det umulig å benytte filteret i real time.

Guay og ST-Amant (2005) finner at også BK-filteret kan lage sykler i serier som ikke har sykler. Dette kan skje dersom hovedtyngden av variasjonene i seriene er så lave at de ligger utenfor det området man har definert som konjunktursykler.

---

<sup>4</sup> Et ideelt bandpass-filter er et glidende gjennomsnitt av uendelig orden, så i praksis må man naturlig nok bruke en tilnærming.

BK-filteeret krever som sagt at man definerer lengden på en konjunktursykel. Dette betyr at resultatet av filtreringen er avhengig av hvilken lengde hver enkelt bruker velger. Imidlertid er gjerne denne defineringen lettere å forholde seg til enn valget av HP-filteerets lambda, da lengden på en sykel har en veldig konkret betydning.

### ***3.2.2.3 Christiano og Fitzgeralds bandpass-filteer***

Et alternativt bandpass-filteer er et filteer utviklet av Christiano og Fitzgerald (CF) (2003). Dette filteeret er basert på antagelsen om at de ufiltrerte seriene har en unit root og følger en random walk uten drift. Selv om de ufiltrerte seriene ikke skulle følge en random walk, vil CF-filteeret i de fleste tilfeller fortsatt gi en god tilnærming til et teoretisk sett optimalt filteer.

Christiano og Fitzgerald gjør også en sammenligning av deres filteer og HP. Ved hjelp av blant annet korrelasjonen mellom det estimerte og det optimale filteeret, finner de at deres filteer er bedre enn HP-filteeret. Dette gjelder spesielt i real time, men forskjellene er i flere tilfeller ikke store nok til å gi noe særlig forskjell i praksis.

I forhold til BK-filteeret har CF-filteeret den fordelen at hele tidsserien kan benyttes, men til gjengjeld kan man risikere å få ikke-stasjonære serier. I motsetning til BK-filteeret er nemlig CF-filteeret ikke konstruert for å gi stasjonære serier. Et annet problem er at CF-filteeret er basert på antagelsen om at de ufiltrerte seriene har en random walk uten drift. Dette betyr at filteeret ikke vil fungere like godt på serier som har en annen datagenereringsprosess, og i enkelte tilfeller kan det til og med fungere dårlig.

## **3.3 Konklusjon og tolkning av de filtrerte seriene**

Siden mitt mål ikke er å se på historiske sammenhenger, men snarere å predikere fremtidige endringer, har jeg valgt å ikke bruke BK-filteeret. Dette filteeret er konstruert med en rekke gunstige egenskaper, men da det er avhengig av å kutte 12 observasjoner i begge ender av datasettet, vil det ikke kunne brukes i sanntid. Jeg vil derfor kun benytte HP- og CF-filtrene. Når det gjelder HP-filteeret forutsetter dette som sagt at seriene er sesongjusterte. På grunn av dette vil jeg bruke sesongjusterte serier for HP-filteeret dersom jeg har tilgang til dette. For CF-filteeret vil jeg i utgangspunktet kjøre serier som ikke er sesongjusterte. Dette valget skyldes at bandpass-filteeret er konstruert for å fjerne variasjoner som ligger både under og

over den definerte lengden på konjunktursyklene, og filteret bør dermed også være i stand til å fjerne sesongvariasjoner.

Da målet med denne oppgaven ikke er å evaluere filtrene, vil jeg ikke gjøre en vurdering av hvorvidt CF-filteret er velegnet til å brukes på seriene i mitt datasett. Dette betyr at jeg vil anta at datagenereringsprosessen i originalserien enten er av typen random walk, eller av en slik karakter at CF-filteret allikevel gir en OK tilnærming. For å forsikre meg om at dette er tilfellet, vil jeg gjøre en visuell sammenligning av de CF- og HP-filtrerte seriene. Dersom det for enkelte serier er svært store ulikheter mellom de to filtrene, vil det være rimelig å anta at CF-filteret i disse tilfellene ikke fungerer spesielt bra.

Til sist skal vi også se på tolkningen av de filtrerte seriene. Et lokalt vendepunkt i disse seriene vil jeg forstå som et konjunkturvendepunkt. Ved første øyekast kan dette synes som en klassisk sykeltilnærming – fordi fokuset er på absolutte endringer – og ikke en vekstsykeltilnærming. Her er det imidlertid viktig å huske på at trenden er fjernet fra seriene og at det kun er konjunkturkomponenten som gjenstår, noe som betyr at en slik tolkning vil være i tråd med vekstsykeltilnærmingen.<sup>5</sup>

I resten av oppgaven vil jeg, med mindre noe annet er presisert, omtale konjunkturkomponenten, det vil si de filtrerte seriene, av bnp som bnp. Tilsvarende gjelder for de andre seriene. For å skille mellom de CF- og de HP-filtrerte seriene, inkluderer variabelnavnene i figurene i en del tilfeller endelsen cf og shp/hp for de først- og sistnevnte seriene.

---

<sup>5</sup> Man kan tolke verdiene de filtrerte seriene svinger rundt som trenden i originalseriene. De lokale vendepunktene i de filtrerte seriene vil dermed være de største avstandene til trenden, noe som tilsvarer defineringen av vendepunktene i en vekstsykeltilnærming.

## 4. Valg av filterparametre

I denne delen skal vi se på hvilken lambda jeg vil benytte i bruken av HP-filteret, og hvordan jeg vil definere lengden på en konjunktursykel i forbindelse med CF-filteret. Valg av disse filterparametrene vil kunne ha avgjørende betydning for utfallet av filtreringene, og det er derfor viktig å gjøre en slik vurdering.

### 4.1 Valg av testparametre

Som beskrevet over er 1 600 den vanligste verdien for lambda på kvartalsdata, men dette er kanskje litt for lavt for norske serier. Av den grunn vil jeg her se på forskjellene mellom filtre med ulike lambdaverdier. Husebø og Wilhelmsen (2005) finner at en lambda lavere enn 1 600 gir en for volatil trend for norske data, noe som tyder på at 1 600 bør oppfattes som en nedre grenseverdi for norske kvartalsdata. I sin artikkel "Norwegian Business Cycles 1982 – 2003" bruker de verdier på 1 600, 6 400 og 10 000. Johansen og Eika (2000) finner på sin side at en lambda på 40 000 gir en trendutvikling som passer med det de opplever som den reelle trendutviklingen i Norge på 80- og 90-tallet. Jeg vil derfor ta utgangspunkt i lambda-verdiene 1 600, 6 400, 10 000 og 40 000.

For de to bandpass-filtrene har jeg valgt å ta utgangspunkt i Baxter og Kings (1999) definering av lengden på en konjunktursykel.<sup>6</sup> Denne er på 6 til 32 kvartal, og det synes rimelig at dersom man skal avvike fra Baxter og King må man forsøke seg med lengre snarere enn kortere sykler. Jeg vil derfor teste de nedre verdiene 6 og 8 kvartal, og de øvre verdiene 32 og 40 kvartal.

I denne sammenligningen har jeg tatt utgangspunkt i følgende variabler. (Variabelnavn i parentes):

Fastlands-bnp Norge, faste priser (lbnp\_fasac)  
Forventingsindikator for kapitalvarer (kapvar)  
Gross fixed capital formation, faste priser (lg\_c)  
Privat konsum, faste priser (lprivcon\_sac)  
Produktivitet (lprodukti)

---

<sup>6</sup> Baxter og King baserer seg på arbeid av Burns og Mitchell som viser at amerikanske sykler ofte er mellom 6 og 32 kvartal.



## 4.2 Stasjonaritet

Fordi jeg senere skal bruke seriene til å se på korrelasjoner og regresjoner, er det viktig at de filtrerte seriene er stasjonære. Spesielt betydningsfullt er det kanskje å teste CF-filteret, siden utformingen av dette filteret åpner for at de filtrerte seriene kan bli ikke-stasjonære. Jeg har derfor gjennomført utvidede Dickey Fuller-tester (ADF) uten konstant<sup>7</sup> på de utvalgte variablene. (Se appendikset del B3 og seksjonen "5. Stasjonaritet" for detaljer om ADF og viktigheten av stasjonaritet).

I følge ADF-testene kan jeg trygt påstå at alle de fem seriene med alle lambda-verdiene er stasjonære, og dette kriteriet får ingen påvirkning på valg av lambda. I ADF-testene av CF-filtrene må man i de fleste tilfellene konkludere med at seriene er ikke-stasjonære. Det eneste unntaket er forventningsindikatoren, som er stasjonær. Dessuten gir filtrene med en øvre grense på 40 kvartaler stasjonære serier for både produktivitet og investeringer. Dette resultatet indikerer at CF-filteret kanskje ikke bør benyttes, og om de brukes bør man sette øvre grense til 40 kvartal. Imidlertid viser det seg at dersom man kjører ADF-testen med et konstantledd, altså tillater drift i serien, vil også de resterende seriene gi en testverdi som indikerer stasjonaritet. En slik tilnærming er den vanligste dersom gjennomsnittet i seriene ikke er lik null. (Verbeek 2008). La oss derfor ta en rask kikk på snittene i CF-seriene. Det viser seg at av de fire variablene jeg her tester, er det kun forventningsindikatoren for kapitalvarer som ikke er signifikant forskjellig fra null. Dette betyr at jeg trygt kan kjøre ADF-testene for de fire andre variablene med en konstant. Følgelig kan jeg konkludere med at alle spesifikasjonene jeg har testet med de to filtrene gir stasjonære serier, og dette kriteriet får ingen betydning for valg av filterparametre.

## 4.3 Visuell sammenligning

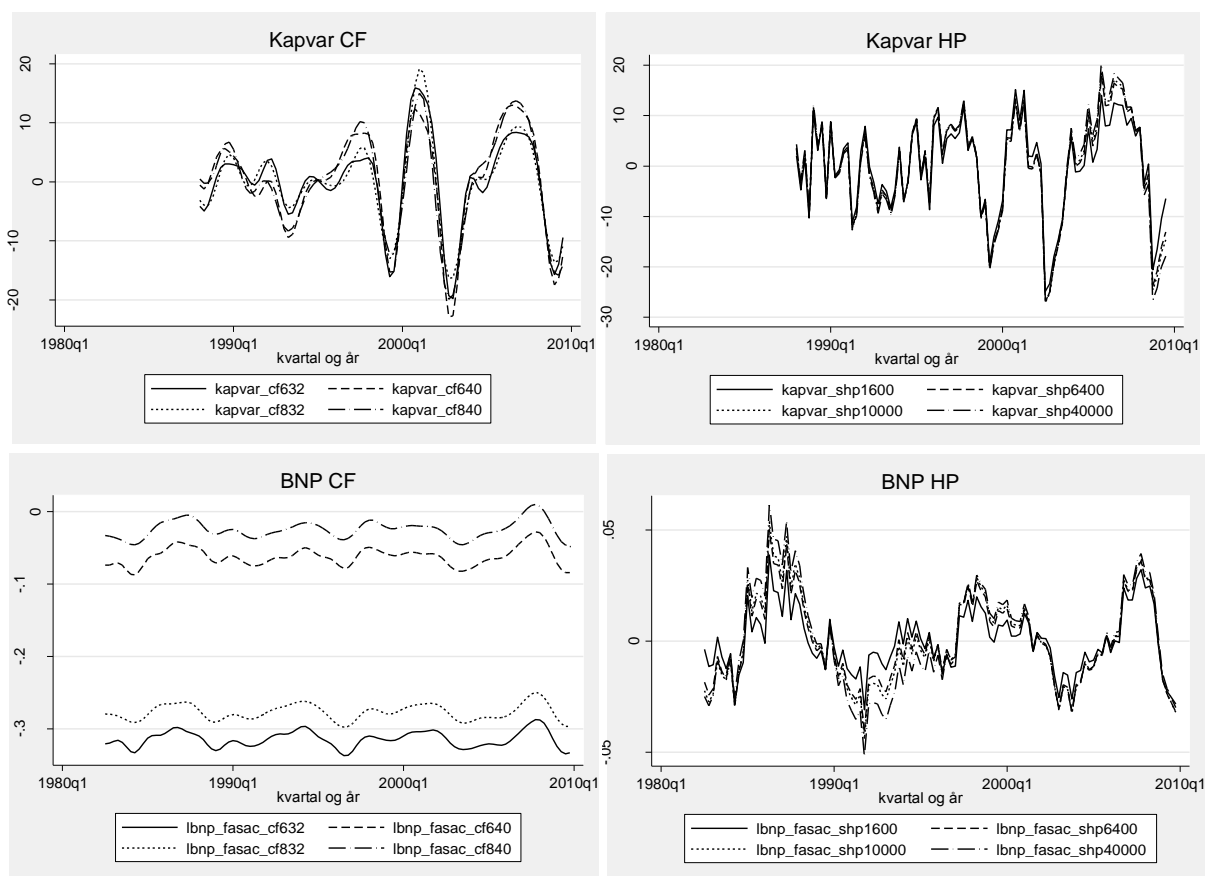
I figur 4.1 vises grafer for de to filtrene brukt på forventningsindikatoren for kapitalvarer og fastlands-bnp. (Resten av grafene kan finnes i appendikset under del B2 "Valg av filterparametre".) Disse grafene illustrerer at spesielt de fire HP-filtrene følger hverandre tett. Når det gjelder CF-filtrene, ser vi av filtreringen av kapitalvarer at også disse følger

---

<sup>7</sup> En tilnærming til valget om en konstant skal inkluderes, er å plote dataene og ta med konstanten hvis det er en lineær trend i plottet. I mine serier var dette ikke tilfellet, så jeg ekskluderte konstanten.

hverandre rimelig bra. Imidlertid er det en del forskjeller mellom resultatene CF-filtrene gir for bnp. I dette tilfellet ser vi at det å endre den øvre grensen for hva vi definerer som konjunktursyklus gir utslag i ulike verdier på de filtrerte seriene. Ved første øyekast kan det dermed synes som om det er svært viktig om man velger 32 eller 40 kvartal. Imidlertid er ikke det sentrale om seriene har samme verdi eller ikke, men derimot om de utvikler seg likt over tid. Dersom seriene har lik utvikling vil de, selv om verdiene er ulike, identifisere høy- og lavkonjunkturer på de samme tidspunktene.

Figur 4.1 - Filtersammenligninger



For CF-filteret kommer altså den største endringen når den øvre grensen økes. HP-filteret endrer seg naturlig nok mest i det lambdaen settes til 40 000, en verdi som skiller seg klart fra de andre. Til tross for at det er noen ulikheter mellom filtrene, ser de ikke ut til å være for følsomme for endringer i parametrene. Allikevel vil jeg for HP-filteret gjøre en endring i forhold til den internasjonale standarden på 1 600. Siden det synes som om norske makrodata er noe mer volatile enn de internasjonale, kan det være hensiktsmessig å velge

en litt høyere lambda. Inspirert av Husebø og Wilhelmsen (2005) vil jeg derfor benytte en lambda på 6 400. Denne verdien vil gi en litt jevnere trend i de filtrerte seriene, men samtidig ligger den mye nærmere opptil den velprøvde, internasjonale standarden på 1 600 enn Johansen og Eikas forslag på 40 000. Et annet moment er at en verdi på 6 400 ikke vil gi så stor variasjon i konjunktursyklene som en mye høyere lambda-verdi ville gjort. For å sikre konsistens i resultatene, vil jeg også filtrere det amerikanske bruttonasjonalproduktet med en lambda på 6 400, selv om verdien 1 600 som sagt er velutprøvd for denne typen data. Når det gjelder CF-filteret, ser jeg ingen grunn til å avvike fra Baxter og Kings konjunkturlengde på 6 til 32 kvartal.

## 5. Stasjonaritet

Dersom man skal gjennomføre analyser på tidsserier, er det svært viktig at seriene er stasjonære. Hvis ikke, kan enhver sammenheng som finnes skyldes at seriene for den perioden vi ser på tilfeldigvis utvikler seg på en måte som gjør at det ser ut som det er en forbindelse mellom seriene. For å forsikre meg om at de filtrerte seriene er stasjonære har jeg derfor gjennomført Dickey Fuller-tester for de filtrerte variablene. Da alle de filtrerte seriene i større eller mindre grad ser ut til å svinge rundt en noenlunde horisontal linje, har jeg valgt å i utgangspunktet kjøre testene uten en konstant. I tillegg til dette har jeg lagt til lags for å ta hensyn til at det kan være autokorrelasjon i seriene. (Se appendikset del B3 Stasjonaritet / Dickey Fuller for detaljer om fremgangsmåten). Som beskrevet i avsnittet om CF-filtring i delen "Konjunktursyklus – definering og filtrering", åpner CF-filtringen opp for at de filtrerte seriene kan bli ikke-stasjonære, noe som gjør analysen av disse spesielt interessant. Det viser seg at dette filteret gir flere serier som kan betegnes som ikke-stasjonære (random walk) dersom man kjører en utvidet Dickey Fuller uten konstant. Som diskutert i avsnitt 4.2 er det vanlig å legge til en konstant dersom gjennomsnittet i seriene man skal teste ikke er lik null. La oss derfor se nærmere på gjennomsnittet for alle tidsseriene filtrerte med CF-filtring. Det viser seg at alle de seriene som med en ADF-test uten konstant kan betegnes som random walk, har et snitt som er signifikant forskjellig fra null. Dette betyr at konstanten bør inkluderes i disse ADF-testene.

Resultatene fra testene kan sees i tabell 5.1. Prosenttallene indikerer at Dickey Fuller-testens nullhypotese om random walk kan forkastes på 5 eller 1 % nivå, mens RW forteller at nullhypotesen ikke kunne forkastes. DF-tester med konstant (drift) er kun utført på de CF-seriene som hadde et gjennomsnitt signifikant forskjellig fra null.

For de HP-filtrerte seriene kan jeg for alle seriene forkaste nullhypotesen om random walk på minst 5 % nivå. Når det gjelder CF-seriene er situasjonen litt mer kompleks. For de seriene som ikke har et gjennomsnitt signifikant forskjellig fra null har jeg valgt å fokusere på ADF-testen uten konstant. Alle disse seriene er stasjonære på minst 5 % nivå. For de seriene som har et snitt forskjellig fra null vil jeg vektlegge ADF-testen med konstant. Resultatene fra disse testene er vist under kolonnen "CF drift" i tabell 5.1, og vi ser at alle disse seriene er kan betegnes som stasjonære. Vi kan for øvrig legge merke til at dersom jeg ikke hadde valgt

å inkludere en konstant i testene for variablene med snitt ulikt null, ville ADF indikert at seriene var random walk.

Som følge av disse resultatene kan jeg konkludere med at alle de filtrerte seriene er stasjonære, og jeg kan være trygg på at eventuelle sammenhenger jeg finner senere ikke skyldes tilfeldigheter som følge av random walk.

Tabell 5.1 - Dickey Fuller-test

Variabel	HP	CF u/drift	CF drift
lbnp_fasac	5 %	RW	1 %
lprivcon_sac	1 %	RW	1 %
lexp_sac	1 %	RW	1 %
limp_sac	1 %	RW	1 %
lprodukti	1 %	RW	1 %
lbnp_us_sac	1 %	RW	1 %
lip	1 %	5 %	
kapvar	1 %	1 %	
konsvar	1 %	1 %	
manuf	1 %	1 %	
kons_eusa	1 %	1 %	
lbolig	1 %	1 %	
lconstruct	1 %	1 %	
lnye_ordre	1 %	RW	1 %
lfullcap_sa	1 %	1 %	
lenebo	1 %	RW	1 %
llanhus_sa	1 %	1 %	
lgoil_sac	1 %	5 %	
lghus_c	1 %	RW	1 %
lg_c	1 %	RW	1 %

## 6. Strukturendringer

Den norske bnp-serien i mitt datasett strekker seg over 32 år. I løpet av disse årene har mye skjedd i norsk økonomi. Jeg kan blant annet nevne overgangene fra en løs fastkurspolitikk, via en fast fastkurspolitikk til inflasjonsmål i pengepolitikken, dereguleringen av kapitalmarkedet på 80-tallet, en sterkere integrering av internasjonale vare- og kapitalmarkeder og den økende innflytelsen oljepengene fikk utover 80- og 90-tallet. Ett eller flere av disse eller andre momenter kan ha ført til at forholdet mellom Norges bnp og de andre variablene i datasettet kan ha endret seg i løpet av de siste tre tiårene. For at kartleggingen av sammenhengene mellom disse variablene og bnp skal ha en verdi i forhold til å si noe om fremtidig bnp-utvikling, er det viktig at det er dagens forhold til bnp som gjenspeiles i undersøkelsene og ikke forholdet slik det var tidligere. Jeg vil derfor gjennomføre en enkel test basert på en OLS-regresjon for å se om sammenhengene har endret seg over tid.

### 6.1 Utforming av og resultat fra strukturendringstestene

Regresjonen jeg vil kjøre er

$$y = \beta_1 x + \beta_2 x * d$$

Der  $y$ : bnp,  $x$ : en av de andre variablene,  $d$ : tidsdummy som er lik 1 etter år  $z$ .

Dersom forholdet mellom  $y$  og  $x$  er det samme i hele perioden, vil dette forholdet i sin helhet fanges opp av  $\beta_1$ -koeffisienten, og  $\beta_2$ -koeffisienten vil dermed ikke være signifikant forskjellig fra null. Dette betyr at hvis  $\beta_2$  er signifikant, så fanger den opp noe som  $\beta_1$  ikke gjør og sammenhengen mellom  $y$  og  $x$  er forskjellig før og etter år  $z$ . Vi skal senere se på vektorautoregresjoner, og det vil da bli klart at det forholdet vil egentlig er interessert i er mellom dagens  $y$ -verdi og tidligere verdier av  $y$  og  $x$ . I den sammenheng representerer testen over en forenkling, men det virker ikke urimelig å anta at dersom relasjonen mellom dagens  $y$  og  $x$  endres, vil også relasjonen mellom dagens  $y$  og gårsdagens  $x$  endres. Følgelig bør testen kunne være relevant også i en vektorautoregresjonssammenheng.

I valg av hvilket år man skal sette lik  $z$ , har man hovedsakelig to metoder: man kan lete etter viktige hendelser som man tror kan ha ført til endringer, for eksempel innføringen av

inflasjonsmål, eller man kan sette en mer skjønnsmessig dato. Jeg vil her forholde meg til den siste metoden. Begrunnelsen for dette er at sannsynligheten for at det er en sum av hendelser, snarere enn én enkelthendelse, som eventuelt har endret forholdet mellom bnp og de andre variablene, nok er størst. Noe annet som må tas hensyn til i valg av periode, er at antallet observasjoner av statistiske grunner ikke kan være for lavt – få observasjoner gjør nemlig denne og senere regresjoner mer usikre enn tilsvarende regresjoner med et større utvalg. Dessuten bør observasjonene strekke seg over noen konjunktursykler, da det er mulig at sammenhengene mellom bnp og de andre variablene kan være ulike i opp- og nedgangskonjunkturer. Dette gjør at skilleåret z senest kan settes til en gang på slutten av 90-tallet. På bakgrunn av at Norges økonomi gjennomgikk en del endringer på 80-tallet, blant annet dereguleringen av kapitalmarkedet på 80-tallet og tilstrammingen av fastkurspolitikken i desember 1986, kan det virke rimelig å anta at denne perioden skiller seg fra tiårene etterpå. Av hensyn til dette og ønsket om å ha et visst antall observasjoner, har jeg valgt å teste om det er forskjeller før og etter årsskiftet 1989-90.

Tabell 6.1 - Strukturendringer

Variabel	CF d90	HP d90
lprivcon_sac	-0.0034	0.1820
lexp_sac	-0.0039	0.1034
limp_sac	-0.0030	0.1549**
lprodukti	-0.0111	-0.0524
lbnp_us_sac	0.0057	0.3865**
lip	0.0153	0.1156
kapvar	0.0012	0.0016
konsvar	-0.0008	0.0016
manuf	-0.0002	0.0009
lbolig	0.0139	-0.0032
lconstruct	0.0543*	0.0032
lfullcap_sa	0.0242**	0.0031
lenebo	-0.1307*	0.1268
llanhus_sa	-0.0005	-0.0131
lgoil_sac	-0.0043	0.0383
lghus_c	0.0054	-0.0336
lg_c	0.0037	0.1158**

\* p<0.05; \*\* p<0.01; \*\*\* p<0.001

Tidsseriene for forventingsindikatoren for konsumenter i EU (kons\_eusa) og indeksen for nye ordre (lnye\_ordre) begynner begge etter dette, og er følgelig ikke inkluderte i testen. Resultatene vises i tabell 6.1. "CF" og "HP" indikerer hvilket filter testene gjelder for, mens de oppgitte tallene er  $\beta_2$ -koeffisientene, altså koeffisienten som er lik null om det ikke er forskjeller mellom periodene. "\*" angir signifikansnivået, og dersom det er minst én "\*" kan vi påstå at  $\beta_2$ -koeffisienten er ulik null.

Som vi ser er det for de fleste av seriene ingen signifikante forskjeller mellom perioden før og etter årsskiftet 89-90. I tillegg er det slik at kapasitetsutnyttelsesvariabelen (fullcap) og eneboligprisindeksen (lenebo) begynner i første kvartal 1989, altså kun ett år før testpunktet. Fordi disse seriene begynner så tett opptil 1990, har jeg valgt å ignorere disse resultatene. Følgelig er det kun forholdet mellom bnp og bygningsserien lconstruct som er ulikt før og etter årsskiftet 1989/90.

Når det gjelder de HP-filtrerte seriene, har regresjonene med import, USA og investeringsvariabelen lg,  $\beta_2$ -koeffisienter signifikant forskjellig fra null. Alle disse er serier med en god del observasjoner før skilleåret. Jeg vil derfor følge resultatet fra testene og konkludere at forholdet mellom bnp og hver av disse seriene er ulikt før og etter dette årsskiftet.

## 6.2 Konsekvenser av strukturendringstestene

Vi har nå kommet frem til at relasjonene mellom bnp og fire av de filtrerte seriene er forskjellig for perioden før og etter årsskiftet 1989/90. Her skal vi se på konsekvensene av dette og hva vi skal gjøre for å unngå eventuelle problem.

Konsekvensene kan best illustreres med et enkelt og stilisert eksempel. La oss si at vi har de to variablene A og B. På 70- og 80-tallet er det ingen relasjoner mellom disse variablene, men nyttårsaften 1989 dukker C-momentet opp. Som følge av dette momentet er det fra 1. januar 1990 et tett forhold mellom A og B. I estimeringen av vektorautoregresjonene (VAR) vi skal se på senere, vil koeffisientene få verdier som gjør at de best mulig gjenspeiler forholdet mellom bnp og de andre variablene. I forhold til eksempelet ovenfor, betyr dette at estimeringen vil hensynta både fraværet av en relasjon før årsskiftet 1989/90, og den



nære relasjon etter årsskiftet. Forenklet betyr dette at VARen vil komme frem til at det i gjennomsnitt er et middels nært forhold mellom A og B.

VAR-prognoser av fremtidige verdier av A vil følgelig være baserte på dette gjennomsnittsforholdet. Imidlertid virker det rimelig å anta at disse prognosene vil være dårligere enn prognosene fra en VAR som kun gjenspeiler dagens nære relasjoner. Løsningen på dette problemet blir å dele tidsseriene ved årsskiftet 1989/90, slik at estimeringen av VARen kun trenger hensynta dataene i den perioden det er et tett forhold.

Som følge av dette vil jeg for de tre HP-seriene for import, det amerikanske bruttonasjonalproduktet og investeringer, samt CF-serien for bygningsserien, estimere VARene på bakgrunn av dataene fra og med 1990. For disse seriene vil jeg også gjøre analyser baserte på hele utvalget, for å se om det er store forskjeller mellom resultatene for hele perioden og delperioden. Jeg vil til sist presisere at man godt kan tenke seg at eksempelet ovenfor kan gå motsatt vei også, slik at relasjonen etter teståret er svakere enn før. Det sentrale er imidlertid at VARene er estimerte på datagrunnlag som gjenspeiler dagens forhold mellom variablene, ikke at forholdet er så nært som mulig.

## 7. Eyeballing

Dette avsnittet inneholder grafer av alle de filtrerte seriene sammen med den filtrerte delen av bnp. På denne måten kan man få et visuelt førsteinntrykk av hvordan konjunkturkomponenten til bnp utvikler seg i forhold til de andre variablene. Dersom variablene har et forløp som sammenfaller med bnps, vil de vektorautoregresjonene vi skal se på senere kunne gi bedre prediksjoner enn dersom det er liten sammenheng. En visuell sammenligning vil også kunne gi et inntrykk av om hvorvidt en series utvikling tenderer til å ligge før eller etter bnp. Dersom en series forløp ser ut til å lede bnp, betyr dette at det er sannsynlig at endringer man har sett i denne serien også vil komme i bnp, men på et senere tidspunkt. Følgelig vil denne serien kunne gi ekstra informasjon om den fremtidige bnp-utviklingen. Etter å ha sett på sammenhengene mellom bnp og de andre seriene for hvert av filtrene, skal vi sammenligne de ulike seriene fra HP- og CF-filtrene for å se om det er store forskjeller mellom filtrene.

### 7.1 Sammenligning med bruttonasjonalproduktet

I en del tilfeller har bruttonasjonalproduktet og de andre variablene hatt såpass ulike verdier at det grafisk har vært vanskelig å se hvordan de samvarierer. For å korrigere for dette har jeg i første omgang lagt en konstant til bnp og/eller den andre serien for at de skal svinge rundt omtrent samme verdi. Begrunnelsen for at jeg valgte å gjøre dette fremfor å bruke dividering eller multiplikasjon, er at addisjon og subtraksjon ikke endrer størrelsen på svingningene. Dermed er det også mulig å sammenligne volatiliteten i de ulike seriene med bnps volatilitet. Disse operasjonene er angitt med teksten "+ et tall" i grafene.

For en del serier er det imidlertid slik at de har en volatilitet som er så høy at det ikke er mulig å tegne dem i samme graf som bnp, fordi den skalaen disse seriene krever er for høy i forhold til bnp-verdiene. I disse tilfellene har jeg måttet dele seriene på en konstant for å kunne sammenligne utviklingen med bnp. Delingsfaktoren er angitt med "/ et tall".

#### 7.1.1 Christiano Fitzgerald-filteret

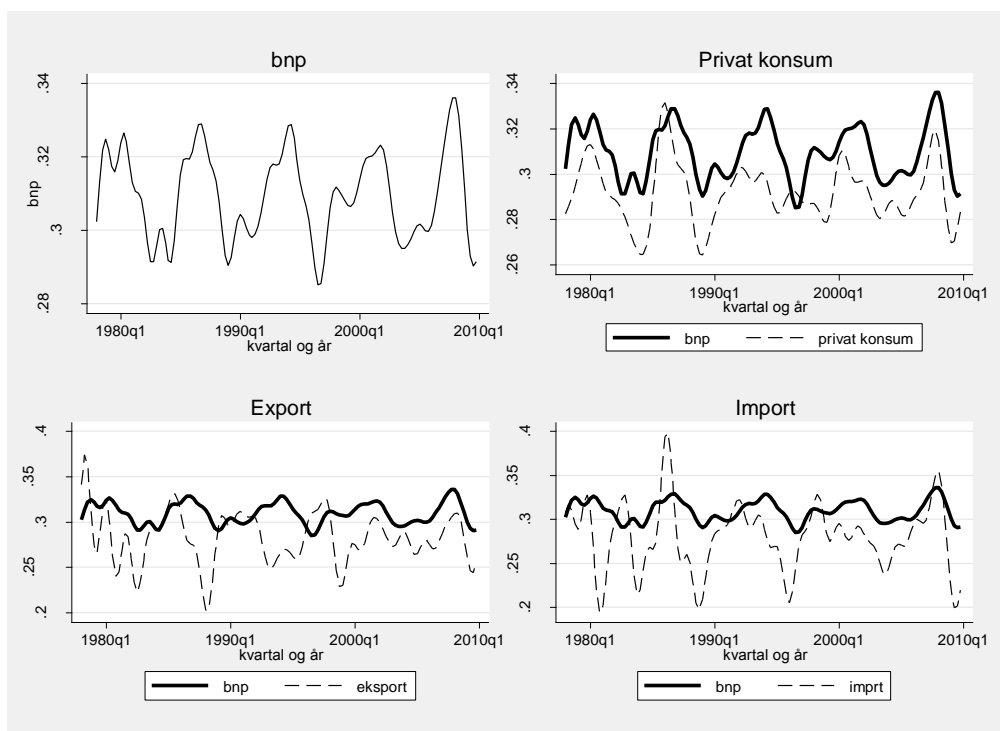
Vi ser av figur 7.1 at CF-filteret gir glatte serier med få korttidsvariasjoner, og at de alle i større eller mindre grad har en utvikling som ligner bnps. Spesielt privat konsum og det

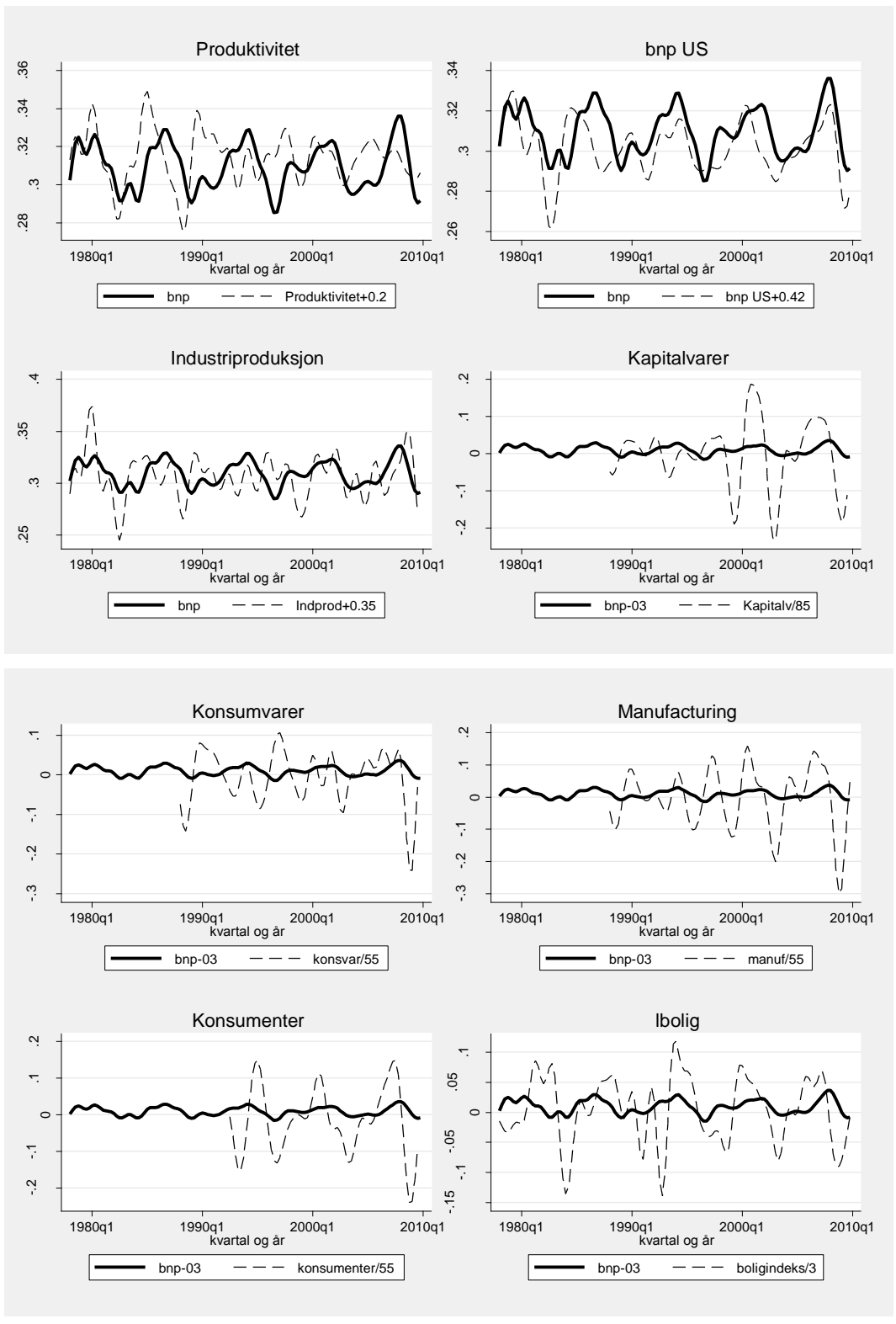
amerikanske bruttonasjonalproduktet har et forløp som ligger tett opptil det norske bruttonasjonalproduktet. Begge disse resultatene var noenlunde som forventet. Det private konsumet utgjør en svært stor andel av bnp og vil naturlig nok følge bnp-utviklingen tett. Volatiliteten til konsumet ser ut til å ha vært større enn bnp på 80-tallet, men siden dette virker den å være forholdsvis lik. Når det gjelder tidsforskjeller, kan det virke som om det private konsumet leder bnp.

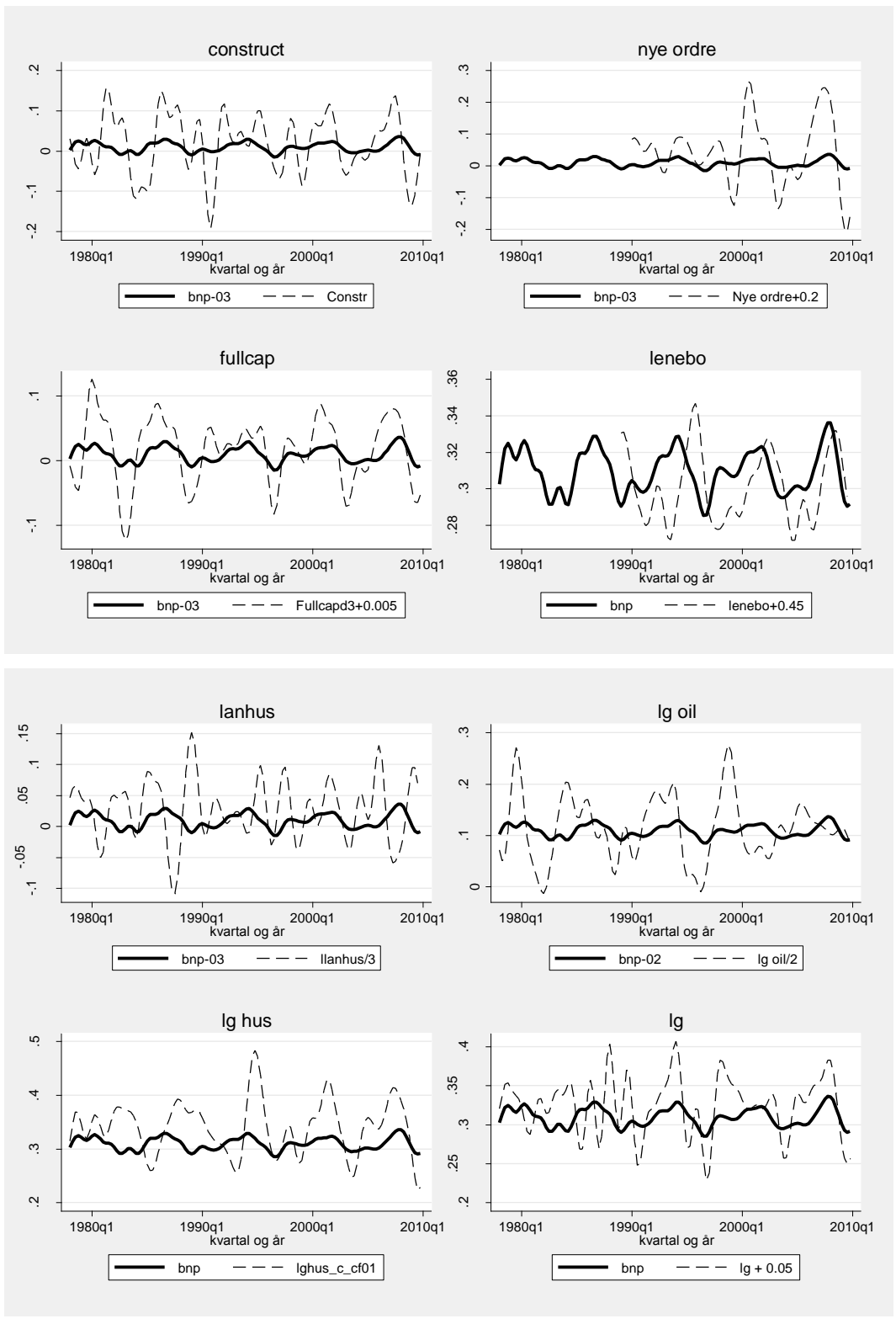
Det amerikanske bruttonasjonalproduktet følger det norske svært tett, og de to seriene har tilnærmet samme volatilitet gjennom hele perioden. Dessuten ser den amerikanske utviklingen ut til å lede Norges bnp gjennom hele perioden. Disse inntrykkene stemmer overens med det faktum at USA i denne perioden har vært verdens største økonomi – følgelig får konjunktursvingningene i USA innvirkning på de fleste åpne økonomier.

Forventningsindikatorerne ser som forventet ut til å lede bnp, men her er det viktig å være observant på at en ikke kan sammenligne volatiliteten. Årsaken til dette er at de originale seriene inneholder negative verdier, noe som gjør at jeg ikke har tatt logaritmen av dem før filtreringen. Følgelig har disse seriene svært høye verdier sammenlignet med bnp, og størrelsen på svingningene i disse seriene er ikke direkte sammenlignbare med svingningene i bnp.

Figur 7.1 – bnp og de filtrerte seriene







### 7.1.2 Hodrick Prescott-filteret

Som vi ser av bnp-grafen i figur 7.2, slipper HP-filteret gjennom betydelig mer korttidsfluktasjoner enn bandpass-filteret. Dette stemmer overens med resultatene fra Baxter og King (1999), som forklart i avsnittene om filtrering. Jeg minner om at mitt valg om å bruke en lambda på 6 400 fremfor en på 1 600 også bidrar til at variasjonene blir større enn de ellers ville ha blitt. Et annet moment som i noen tilfeller bidrar til stor korttidsvariasjon er det at seriene ikke er sesongjusterte. Dette gjelder produktivitetsserien, samt de tre ordreindikatorene bolig, construct og nye ordre.

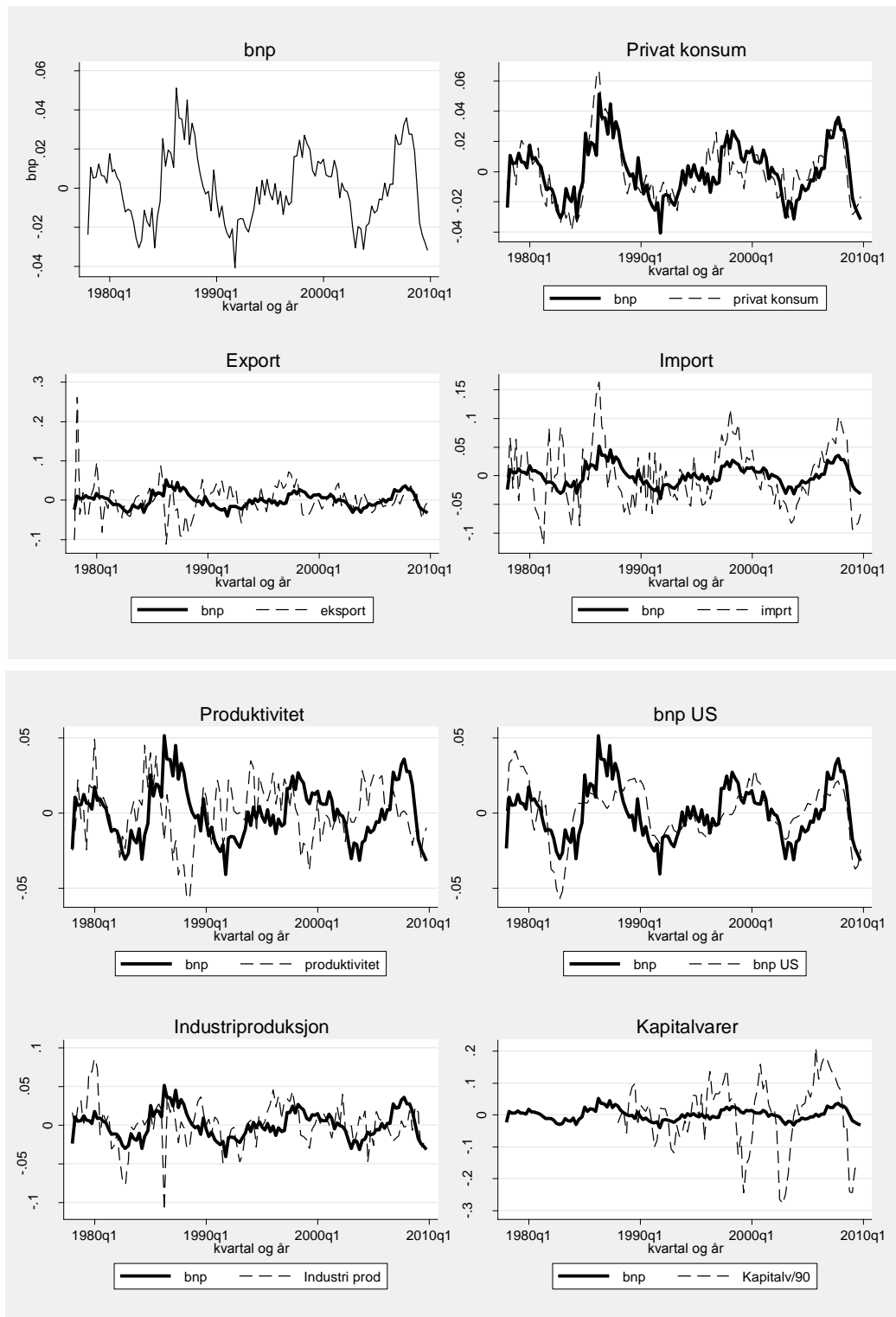
Også her ser vi at konsumet og den amerikanske verdiskapingen har en utvikling som sammenfaller sterkt med det norske bruttonasjonalproduktet – det private konsumet ligger grafisk sett praktisk talt oppå bruttonasjonalproduktet gjennom mesteparten av perioden. De tre investeringsseriene ser alle ut til å følge bnp, men spesielt investeringene i boliger er mer volatil enn bnp.

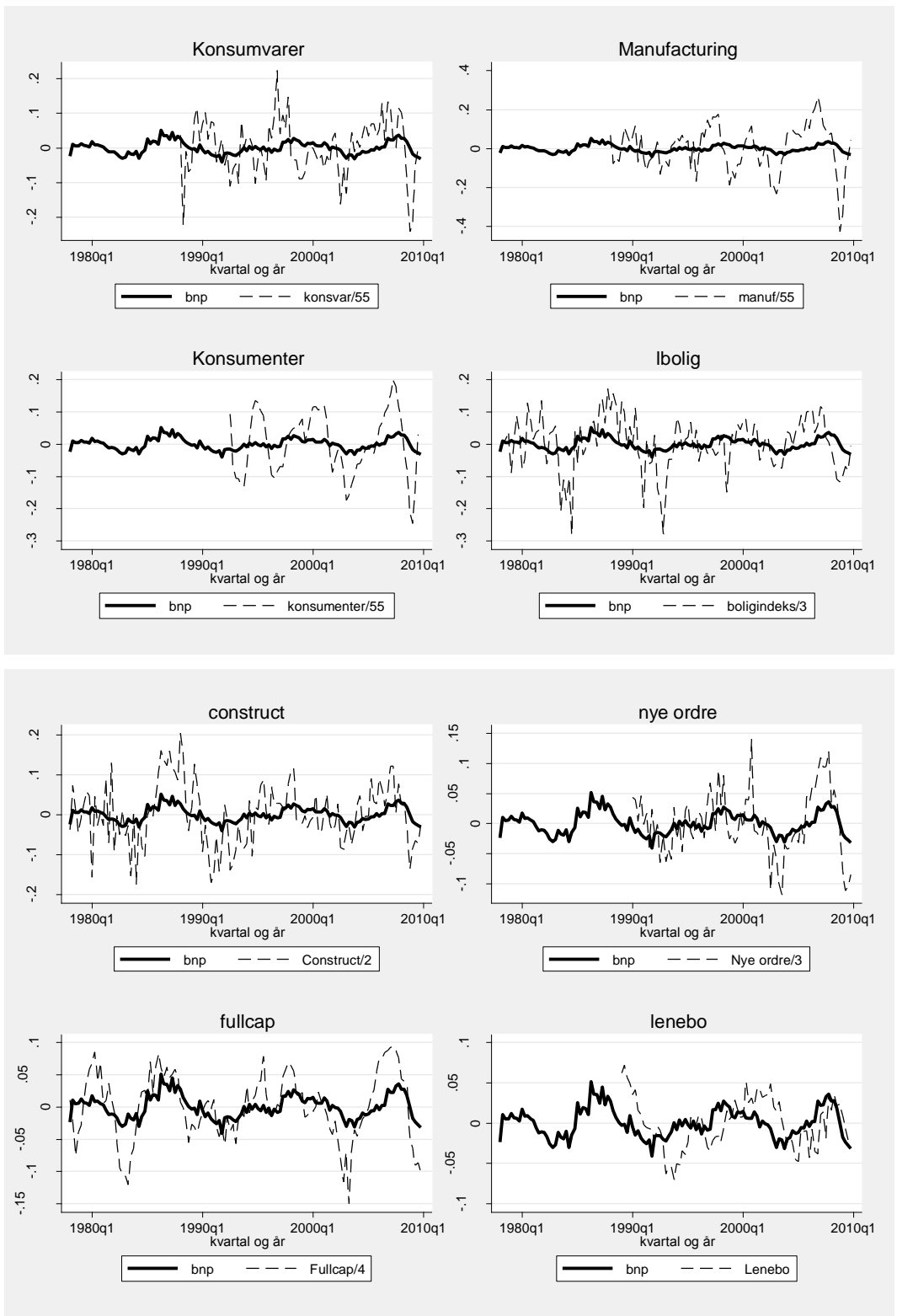
Et annet interessant moment er den til tider sterke sammenhengen mellom produktivitet og bnp. Disse to variablene følger hverandre tett gjennom hele trettiårsperioden, og det ser ut til at produktiviteten leder bnp. Produktivitet er definert som bnp pr sysselsatt, følgelig må det være utviklingen i sysselsatte som gjør at produktivitet eventuelt leder eller lagger bnp. Siden produktiviteten ser ut til å falle før bnp, må det bety at sysselsettingen øker mer enn bnp i tiden før konjunkturtoppene. Dette kan samsvare med teorien om avtagende grenseprodukt av arbeidskraften: I en høykonjunktur er etterspørselen etter varer og tjenester høy, så bedriftene ansetter flere – men de siste som ansettes tilfører mindre og mindre merverdi. Følgelig faller produktiviteten før bnp.

Et fellestrekk for alle de filtrerte seriene er at de har svingninger som ligner bnps, noe som tyder på et forholdsvis nært forhold mellom serienes konjunkturforløp. For flere av seriene er det snakk om en kausal sammenheng, det private konsumet utgjør for eksempel en så stor andel av bnp at endringer i dette kan påvirke bnp, mens det for andre serier, som forventningsindikatorene, nok ikke er en slik sammenheng. Her er det for øvrig viktig å huske på at forventningsindikatorene kun er baserte på hva undersøkelser av hva ledere forventer – dersom det hadde vært snakk om forventningene til befolkningen generelt, kan det tenkes at et skift i forventningene kunne ført til endringer i for eksempel konsumet og dermed også en endring i bnp.

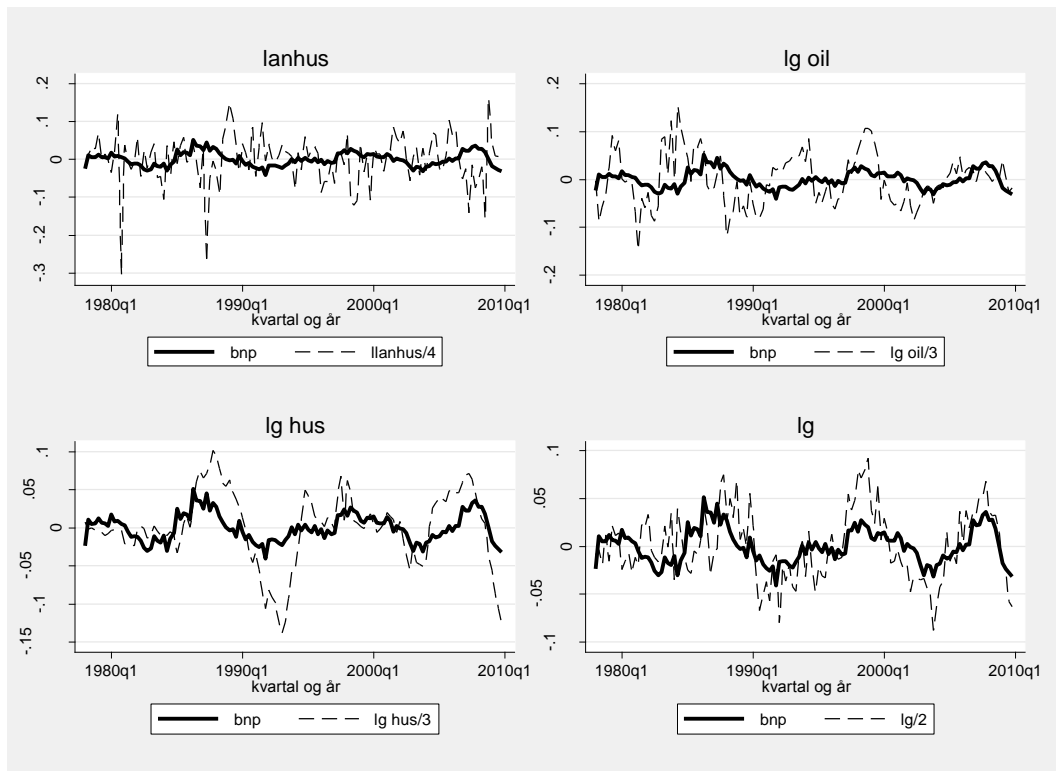
Det mer eller mindre nære forholdet mellom bnp og de andre seriene, tyder på at det bør være mulig å predikere bnp med vektorautoregresjoner. Spesielt det private konsumet og den amerikanske verdiskapningen ser ut til å følge bnp så tett at man vil kunne få gode resultater.

Figur 7.2 – bnp og de filtrerte seriene









## 7.2 Sammenligning av filtrene

For det meste gir de to filtrene et forholdsvis likt bilde av konjunkturutviklingen i de ulike tidsseriene. Noen ulikheter er det allikevel verdt å legge merke til:

- Importserien: CF har en mye dypere nedgang på slutten av 90-tallet.
- Ibolig: CF har en stor oppgang på slutten av 90-tallet, som er fraværende i HP.
- Ibolig: Toppene midt på 90-tallet og rundt år 2000 er betydelig større med CF.
- lenebo: CF har en kraftigere topp på midten av 90-tallet.
- llanhus: HP gir en mye dypere bunn på starten av 80-tallet.
- lfullcap: På slutten av 90-tallet går det en kraftig nedgang i CF som er fraværende i HP.
- lg: CF har en topp på midt på 90-tallet som er fraværende i HP.
- lghus: CF viser en betraktelig mindre nedgang fra slutten av 80- til begynnelsen på 90-tallet, og en større oppgang til midt på 90-tallet.

I vurderingen av forskjeller i høyden/dybden på toppene/bunnene, er det, på grunn av ulike verdier i de filtrerte seriene, ikke den absolutte verdien som er vurdert. Men derimot størrelsen i forhold til de andre toppene/bunnene i samme serie filtrert med samme filter.

Spesielt de tre siste momentene i listen over viser relativt store forskjeller mellom filtrene. Av den grunn har jeg også sett på resultatene fra BK-filtrene for disse tre seriene. Det viser seg at BK-filteret gir resultater som ligner på HP-filteret, så det er ikke en generell forskjell mellom HP- og bandpass-filtre som fører til ulikhetene mellom HP og CF. Imidlertid kan det tenkes at forskjellene mellom HP og CF skyldes valg av filterparametre. I appendikset del B2 Valg av filterparametre, finnes det en graf over investeringsserien  $Ig_c$  med ulike defineringer av lengden på en konjunktursykel. Vi ser her at om den øvre grensen for CF økes fra 32 til 40 kvartaler, vil toppunktet på midten av 90-tallet bli betraktelig bli mye mindre markert. Dette er et eksempel på at valg av filterparametre kan få betydning for hvordan de filtrerte seriene blir.

Med unntak av de momentene jeg har listet her, viser filtrene for det meste en noenlunde lik utvikling; spesielt for forventningsindikatorne for konsumenter og industri. For å få et mer målbart inntrykk av forskjellene mellom filtrene har jeg også beregnet rullerende korrelasjoner mellom dem. Jeg har her valgt å bruke ni kvartals sentrert korrelasjon, altså korrelasjonen mellom en periode bestående av dette kvartalets verdi samt verdiene fra det forrige og det neste året. Resultatene finnes under "Sammenligning av filtrene" i del B.4 i appendikset. For alle seriene er korrelasjonen for det meste positiv, og i deler av perioden nære én. Det må også sies at det er tidsrom der korrelasjonen er negativ, i verste fall rundt  $-0,5$ , men disse periodene er så korte at de kan betraktes om midlertidige avvik.

Vi kan også ta en kikk på korrelasjonene i områdene rundt de tre siste momentene i listen over, altså de enkeltpunktene hvor kanskje de største forskjellene mellom filtrene er. For investeringsserien ( $Ig$ ) er korrelasjonen midt på 90-tallet nede i null i en kortperiode, det samme er tilfellet for investeringsserien for boliger ( $Ighus$ ) på begynnelsen av 80-tallet, mens kapasitetsutnyttelse-serien til tross for et kraftig fall på slutten av 90-tallet aldri er lavere enn  $0,1$ . Dette indikerer at selv om det i disse tre seriene er til dels kraftige forskjeller på enkelttidspunkt, så jevnes disse ut over en toårsperiode.

Alt i alt ser filtrene forholdsvis like ut, og jeg ser derfor ingen grunn til å tro at CF-filteet gir en dårlig filtrering av noen av seriene i datasettet. Det må presiseres at denne konklusjonen ikke antyder at jeg tar HP-filteet for å være en slags fasit for hvordan de konjunkturfiltrede seriene bør være. Men fordi CF-filteet nok er brukt på serier med en annen datagenereringsprosess enn den det ble designet for, kan det være nyttig å allikevel benytte HP som en benchmark. Jeg har også kommentert at valg av filterparametre for CF-filteet kan ha betydning for resultatene, men da det ikke er valg av filterparametre som er det sentrale i denne oppgaven, har jeg valgt å ikke prøve alternative parametre i de tilfellene der det er store ulikheter mellom filtrene.

## 8. Korrelasjoner

Som nevnt er det en fordel at det er et forholdsvis nært forhold mellom seriene, fordi dette vil kunne gjøre at vektorautoregresjonene bedre fanger forholdet mellom bnp og de andre seriene. Det er derfor gunstig at korrelasjonene er et stykke fra null. Dessuten vil en maksimumskorrelasjon på et lag være fordelaktig, da slike serier vil kunne fortelle mer om fremtidig bnp enn de seriene som har en utvikling som ligger etter bnp-forløpet.

For å få en indikasjon hvor nære sammenhengene mellom bnp og de andre variablene er, og på om en series utvikling ligger bak, likt med eller foran bnp, er det vanlig å kjøre korrelasjonstester mellom bnp og ulike lags av serien. Jeg vil her presentere korrelasjonene mellom bnp og 6 lags og 6 forwardlags av de ulike variablene i datasettet. En maksimumskorrelasjon på lag 0 indikerer at serien er sammenfallende med bnp, mens en maksimumskorrelasjon på lag 3 indikerer at serien leder bnp med 3 kvartal. I de tilfellene der to eller flere korrelasjoner er tilnærmet like store, er det viktig å ikke ta resultatene for bokstavelig. Maksimumskorrelasjonene for hver av seriene er markert med fete typer i tabellene. I tillegg er det verdt å legge merke til at en positiv korrelasjon når seriene ikke er forskjøvet i tid, indikerer at serien er prosyklisk, mens det motsatte er tilfellet dersom korrelasjonen er negativ.

### 8.1 Christiano-Fitzgerald-seriene

Vi ser av tabell 8.1 og 8.2 at privat konsum er den serien som er sterkest korrelert med bnp. Uten tidsforskyving er korrelasjonen på 0,73 og på lag 1 er den 0,75. Dette indikerer at sesongjustert privat konsum i konstante priser leder den norske bnp-utviklingen. Som presentert i databeskrivelsen utgjør denne komponenten en svært stor andel av bnp, noe som betyr at en reduksjon i privat konsum ofte vil kunne føre til en nedgang i bnp.

Importen og det amerikanske bnp har begge maksimumskorrelasjoner på lag 2. Sistnevnte resultat er i tråd med blant annet Bendictow og Johansen (2005), som ved bruk av et HP-filter finner at USAs bnp leder det norske med ett kvartal, og skyldes sannsynligvis at USA er verdens største økonomi. Dersom konjunkturutviklingen i USA er negativ, vil deres etterspørsel etter først og fremst utenlandske varer, men også tjenester, falle. Dette vil kunne få en direkte effekt på norsk økonomi gjennom redusert eksport til USA, men også en

indirekte effekt gjennom at nedgangen i USA også vil påvirke andre land negativt, noe som igjen vil påvirke Norge. At importen ser ut til å lede bnp er kanskje noe mer overraskende. En mulig forklaring på dette kan være at importørene er fremoverskuende i sin adferd. De ser kanskje at det er dårlige tider i andre økonomier og forventer en tilbakegang også i Norge. Dermed er de ikke like interesserte i å importere like mye som de ellers ville gjort; spesielt dersom de har lagre de kan bygge ned i perioden der etterspørselen fortsatt er høy.

Tabell 8.1 - Korrelasjoner CF

	lprivcon_sac	lexp_sac	limp_sac	lprodukti	lbnp_us_sac	lip	kapvar
lag 6	0.1350	0.2536	0.2537	0.4048	0.3721	-0.0142	0.1690
lag 5	0.3009	0.2379	0.3185	0.4023	0.4607	-0.0128	0.2905
lag 4	0.4662	0.2427	0.4286	0.4032	0.5378	0.0220	0.3981
lag 3	0.6082	0.2650	0.5466	0.4079	0.5951	0.0991	0.4675
lag 2	0.7089	0.2712	<b>0.6141</b>	0.3881	<b>0.6217</b>	0.2012	<b>0.4804</b>
lag 1	<b>0.7541</b>	0.2206	0.5940	0.3050	0.6101	0.2881	0.4218
Uten lag	0.7314	0.0963	0.4871	0.1419	0.5535	<b>0.3017</b>	0.2832
forw 1	0.6431	-0.0649	0.3315	-0.0773	0.4412	0.2588	0.0916
forw 2	0.5047	-0.2201	0.1704	-0.2843	0.2848	0.1935	-0.1181
forw 3	0.3373	-0.3369	0.0170	-0.4271	0.1008	0.1352	-0.3027
forw 4	0.1657	-0.3969	-0.1389	-0.4912	-0.0854	0.0934	-0.4274
forw 5	0.0118	<b>-0.4161</b>	-0.3067	<b>-0.5019</b>	-0.2478	0.0596	-0.4798
forw 6	-0.1129	-0.4090	-0.4729	-0.4935	-0.3691	0.0228	-0.4652
	konsvar	manuf	kons_eusa	lbolig	lconstruct	lconstruct 90	lnye_ordre
lag 6	0.2201	0.2955	0.0043	<b>-0.2808</b>	-0.2798	-0.0366	0.0179
lag 5	0.2872	0.4447	0.1481	-0.1679	-0.1376	0.1395	0.1967
lag 4	0.3514	0.5501	0.2993	-0.0212	0.0696	0.3454	0.3872
lag 3	0.3811	0.5968	0.4244	0.1218	0.2743	0.5234	0.5551
lag 2	0.3439	0.5691	0.5008	0.2251	0.4141	0.6298	0.6648
lag 1	0.1997	0.4373	<b>0.5076</b>	0.2709	<b>0.4635</b>	<b>0.6456</b>	<b>0.6997</b>
Uten lag	-0.0297	0.1995	0.4410	0.2646	0.4362	0.5657	0.6541
forw 1	-0.2938	-0.0794	0.3131	0.2341	0.3765	0.4182	0.5153
forw 2	-0.5239	-0.3522	0.1443	0.2029	0.3153	0.2322	0.3054
forw 3	-0.6631	-0.5567	-0.0300	0.1875	0.2616	0.0342	0.0642
forw 4	<b>-0.6972</b>	<b>-0.6503</b>	-0.1729	0.1940	0.2079	-0.1565	-0.1517
forw 5	-0.6532	-0.6335	-0.2654	0.2178	0.1498	-0.3035	-0.2998
forw 6	-0.5666	-0.5415	-0.3083	0.2453	0.0953	-0.3710	-0.3690

Alle de tre nye ordre indikatorene (for boliger, bygninger og industri) ser ut til å lede bnp med ett kvartal. Legg også merke til at korrelasjonene med bygningsindeksen lconstruct blitt mye kraftigere som følge av delingen av tidsserien. Oljeinvesteringene og den totale investeringen har også maksimumskorrelasjonene på laggede verdier.

Tabell 8.2 - Korrelasjoner CF

	lfullcap_sa	lenebo	llanhus_sa	lgoil_sac	lghus_c	lg_c
lag 6	0.1569	-0.6350	0.1862	0.5274	<b>-0.4534</b>	0.0972
lag 5	0.2974	-0.6476	0.1258	0.5353	-0.3676	0.0909
lag 4	0.4501	-0.6051	0.0551	0.5217	-0.2364	0.1346
lag 3	0.5922	-0.4981	-0.0213	0.4754	-0.0704	0.2353
lag 2	0.6932	-0.3292	-0.1058	0.3935	0.1070	0.3544
lag 1	<b>0.7319</b>	-0.1197	-0.1969	0.2853	0.2635	0.4346
Uten lag	0.7037	0.0868	-0.2787	0.1697	0.3685	<b>0.4370</b>
forw 1	0.6136	0.2755	<b>-0.3292</b>	0.0542	0.3915	0.3542
forw 2	0.4784	0.4338	-0.3205	-0.0537	0.3605	0.2358
forw 3	0.3104	0.5522	-0.2500	-0.1609	0.2982	0.1203
forw 4	0.1218	0.6275	-0.1482	-0.2764	0.2298	0.0201
forw 5	-0.0698	0.6657	-0.0588	-0.4035	0.1752	-0.0770
forw 6	-0.2441	<b>0.6736</b>	-0.0086	<b>-0.5357</b>	0.1423	-0.1836

Noe som kanskje er spesielt interessant er forventningsindikatoren for konsumvarer. Korrelasjonen uten tidsforskyving er praktisk talt lik null, mens den gradvis stiger opp til 5 kvartals forskyving i begge retninger. Den sterkeste korrelasjonen kommer på forwardsiden og forwardlag 4 har den høyeste på nesten -0,70. En negativ korrelasjon tyder på et motsyklisk forhold, dvs om bnp øker så reduseres forventningene. Kombinert med at denne korrelasjonen kommer på forwardlags indikerer det at forventningene til konsumvarene i fremtiden blir lavere dersom bnp i dag øker. En mulig forklaring på dette kan være at lederne i undersøkelsen ser på den foregående konjunkturutviklingen, målt ved bnp, og tolker en langvarig økning i denne som at det snart må komme en nedtur. Følgelig faller forventningene. Et lignende mønster sees også i forventningsindikatoren for industrivarer.

Det er også verdt å merke seg at tidsserien for kapasitetsutnyttelse, som er en av OECDs ledende indikatorer, har en maksimumskorrelasjon på lag 1. Denne variabelen forteller hvor stor andel av de spurte firmaene som opererer på full kapasitet. Årsaken til at denne faller

noe før bnp, kan igjen være at disse bedriftene blir påvirket av internasjonale trender som indikerer en fremtidig konjunkturedgang.

Industriproduksjon blir ofte brukt som en referanseindikator på månedsbasis, fordi den er sammenfallende med bnp. Industriindikatoren her er en prisindeks, og ikke den totale verdien, men vi ser at også denne er sammenfallende med verdien av bnp.

Til sist kan vi legge merke til at det er noen variabler som har maksimumskorrelasjoner på svært høye lags eller forwardlags. To eksempler på dette er eneboligindeksen (lenebo) og investeringsvariabelen for boliger (lghus), som har sine høyeste korrelasjoner på henholdsvis forwardlag 6 og lag 6. Dette betyr at seriene har et forløp som er veldig forskjøvet i forhold til bnp. Årsaken til dette er det vanskelig å si noe om, men for lenebo ser vi at korrelasjonen går fra sterkt negativ på lag 6 til sterkt positivt på forwardlag 6. Det samme, men med motsatt fortegn, er tilfellet for oljeinvesteringsvariabelen (lgoil). Dette viser at med tidsforskyvinger på bare noen få kvartal får vi både en sterk motsyklisk (negativ korrelasjon) og prosyklisk sammenheng. Om vi ser på eneboligindeks-grafen i figur 7.1, ser vi at denne ligger litt etter bnp, og med relativt små tidsforskyvinger vil vi kunne få den høye korrelasjonen vi ser i tabell 8.2.

## **8.2 Hodrick-Prescott-seriene**

Resultatene fra HP-filteret er vist i tabellene 8.3 og 8.4, og ligner mye på resultatene fra CF-filtrene selv om det er et par forskjeller vi bør legge merke til. Det amerikanske brutto-nasjonalproduktet er ikke lenger ledende, men sammenfallende med det norske. Dette stemmer ikke overens med tidligere resultater, blant annet nevnte Benedictow og Johansen (2005), og gitt den innflytelsen USA har på verdensøkonomien virker det heller ikke intuitivt.

For de tre seriene som er delt i 1990, ser vi at delingen ikke forandrer på lead-lag-forholdet, men at korrelasjonen til dels er betraktelig høyere i den siste perioden. Det at det er en nærmere sammenheng i den siste perioden tyder på at beslutningen om å dele disse seriene baserte på den enkle regresjonstesten var riktig. Forhåpentligvis vil dette også kunne føre til bedre modeller og gjennom dette bedre prediksjoner for disse seriene.

Tabell 8.3 - Korrelasjoner HP

	lprivcon_sac	lexp_sac	limp_sac	limp_sac90	lprodukti	lbnp_us_sac	lbnp_us_sac90
lag 6	0.3682	0.0011	0.3028	0.2520	0.2560	0.1821	-0.0097
lag 5	0.4638	0.0293	0.3590	0.3805	0.2453	0.2819	0.1155
lag 4	0.5762	0.0005	0.4005	0.4226	0.1571	0.3922	0.2915
lag 3	0.6721	0.0577	0.5308	0.6151	0.1311	0.4818	0.4469
lag 2	0.7731	0.0535	0.5641	0.6531	0.0998	0.5237	0.5567
lag 1	0.7639	0.0022	<b>0.5969</b>	<b>0.7534</b>	-0.0344	0.5621	0.6315
Uten lag	<b>0.7787</b>	0.0090	0.5446	0.7461	-0.0712	<b>0.5798</b>	<b>0.6677</b>
forw 1	0.6760	-0.1550	0.4340	0.6862	-0.2767	0.5238	0.6217
forw 2	0.5883	-0.1170	0.3438	0.5329	-0.3842	0.4631	0.5010
forw 3	0.4720	-0.1910	0.2197	0.3822	-0.5319	0.3735	0.3580
forw 4	0.3305	-0.2181	0.1738	0.2424	-0.5612	0.2915	0.2004
forw 5	0.2255	<b>-0.2488</b>	0.0114	0.1151	-0.5837	0.1995	0.0844
forw 6	0.0952	-0.2172	-0.0904	-0.0166	<b>-0.5865</b>	0.1550	0.0201
	lip_sa	kapvar_sa	konsvar_sa	manuf_sa	kons_eusa	lbolig	lconstruct
lag 6	0.0705	0.3163	0.1687	0.3510	0.0317	0.0081	0.2034
lag 5	0.1600	0.4046	0.2893	0.4864	0.2312	0.0744	0.3224
lag 4	0.1003	0.4823	0.2974	0.5430	0.4177	0.1492	0.3902
lag 3	0.2006	<b>0.4974</b>	0.3657	0.5621	0.5599	0.2967	0.4962
lag 2	0.2351	0.5582	<b>0.4056</b>	<b>0.5888</b>	<b>0.6249</b>	0.3142	0.5343
lag 1	<b>0.2642</b>	0.4926	0.2378	0.4515	0.6222	<b>0.4207</b>	<b>0.6007</b>
Uten lag	0.2202	0.3640	0.1329	0.2864	0.6130	0.3706	0.5651
forw 1	0.2526	0.2075	-0.0365	0.0695	0.5275	0.3502	0.4999
forw 2	0.1898	0.0238	-0.2229	-0.1551	0.3790	0.3441	0.4657
forw 3	0.1142	-0.1111	-0.2574	-0.2404	0.2057	0.3224	0.4095
forw 4	0.1095	-0.2068	-0.3178	-0.3355	0.1278	0.3187	0.3156
forw 5	0.0483	-0.2320	-0.2600	-0.3315	0.0498	0.2772	0.2628
forw 6	0.0715	-0.3172	-0.2904	-0.3430	-0.0097	0.3074	0.1875

### 8.3 Oppsummering

For alle seriene er korrelasjonene på de fleste av laggene et godt stykke fra null, noe som bekrefter inntrykket fra eyeballing-seksjonen (seksjon 7) om at det er en nær sammenheng mellom bnp og de andre seriene. Vi ser også at noen av seriene har en utvikling som leder bnp, noe som gjør at disse kan gi ekstra gode prediksjoner. Spesielt interessant er kanskje det private konsumet, som for begge filtrene har en korrelasjon på over 0,7. Dersom en



ønsker en grundigere gjennomgang av korrelasjonene mellom konjunkturkomponentene til bnp og ulike økonomiske tidsserier, henvises det til Husebø og Wilhelmsen (2005).

Tabell 8.4 - Korrelasjoner HP

	Inye_ordre	lfullcap_sa	lenebo	llanhus_sa	lgoil_sac	lghus_sac	lg_sac	lg_sac 90
lag 6	0.1991	0.3419	-0.4675	-0.0804	<b>0.4424</b>	0.2073	0.2112	0.3126
lag 5	0.2789	0.4170	-0.4338	-0.0671	0.4269	0.2947	0.2763	0.4133
lag 4	0.3803	0.5501	-0.3704	-0.1182	0.3902	0.3965	0.3305	0.5343
lag 3	0.4969	0.6091	-0.2557	-0.0975	0.3640	0.4789	0.4101	0.6014
lag 2	<b>0.6627</b>	0.6980	-0.1230	-0.1870	0.3001	0.5573	0.4751	0.6997
lag 1	0.6569	<b>0.7226</b>	0.0287	-0.2028	0.2379	0.6254	0.5354	0.7217
Uten lag	0.6221	0.6633	0.1792	<b>-0.2540</b>	0.1107	<b>0.6561</b>	<b>0.5750</b>	<b>0.7933</b>
forw 1	0.5561	0.6164	0.3357	-0.2095	0.0077	0.6290	0.5571	0.7560
forw 2	0.4302	0.4875	0.4309	-0.2057	-0.0331	0.5676	0.5126	0.6563
forw 3	0.2764	0.3530	0.5141	-0.1623	-0.1155	0.4895	0.4465	0.5486
forw 4	0.1199	0.1824	0.6044	-0.1573	-0.2006	0.4002	0.4012	0.3889
forw 5	-0.0022	0.0548	0.6662	-0.0234	-0.3401	0.3155	0.3184	0.2571
forw 6	-0.1021	-0.1241	<b>0.6952</b>	-0.0098	-0.4309	0.2476	0.2358	0.1235

## 9. Vektorautoregresjoner

I denne seksjonen vil jeg se nærmere på hvilken fremgangsmåte jeg skal benytte for å predikere bnp. Først følger en introduksjon der jeg begrunner hvorfor jeg har valgt å benytte vektorautoregresjoner (VAR). Deretter følger flere avsnitt hvor jeg prøver å identifisere hvordan jeg skal spesifisere vektorautoregresjonene. Her vil jeg se nærmere på VARenes stabilitet, samt autokorrelasjon og normalitet i feilleddene, mens jeg i seksjon 10 vil vurdere hvor godt modellene jeg kommer frem til beskriver datasettet.

### 9.1 Introduksjon

For å se på sammenhengen mellom to eller flere variabler er det vanlig å benytte seg av økonomisk teori. Dersom teorien sier noe om hvordan variablene er forventet å interagere, kan man utføre undersøkelser basert på denne sammenhengen. Imidlertid er det slik at det i de fleste tilfeller ikke eksisterer en dominerende økonomisk teori om hvordan variablene i mitt datasett interagerer med bnp. Følgelig vil fremgangsmåten beskrevet ovenfor være vanskelig å gjennomføre, da det innebærer at jeg vil måtte gjøre grundige analyser for å finne økonomisk teori som passer for, eller lett kan tilpasses, sammenhengen mellom hver enkelt variabel og bnp. En alternativ fremgangsmåte, som ikke hviler på teoretiske sammenhenger, er vektorautoregresjoner (VAR). Dette er en type regresjoner der verdien  $y$  i periode  $t$  er avhengig av tidligere verdier av seg selv og den uavhengige variabelen  $x$ . Under er det vist en standard VAR<sup>8</sup> av andre orden, noe som betyr at den inkluderer to  $y$ - og to  $x$ -lags.

$$y_t = y_{t-1} + y_{t-2} + x_{t-1} + x_{t-2}$$

$$x_t = y_{t-1} + y_{t-2} + x_{t-1} + x_{t-2}$$

Der  $y_t$  er fastlandsbruttonasjonalprodukt i periode  $t$ , mens  $x_t$  er verdien for én av de andre variablene, for eksempel privat konsum, i periode  $t$ .

---

<sup>8</sup> Når man estimerer en VAR er estimeres både  $y_t$ - og  $x_t$ -regresjonen, selv om man i utgangspunktet kun er interessert i en av dem; i vårt tilfelle  $y_t$ .

Det er ingen begrensning på hvor mange lags man kan inkludere i en VAR, og vi kan derfor generalisere de to ligningene ovenfor til en VAR av orden  $p$ .<sup>9</sup> Disse generaliseringene er vist under.

$$y_t = \sum_{p=1}^p y_{t-p} + \sum_{p=1}^p x_{t-p}$$

$$x_t = \sum_{p=1}^p x_{t-p} + \sum_{p=1}^p y_{t-p}$$

Der  $p$  er antall lags for vektorautoregresjonene.

Det eneste valget som må gjøres i denne typen regresjoner er valg av laglengde. Den bakenforliggende antagelsen er at tidligere verdier av variablene vil være i stand til å fange dynamikken mellom variablene – følgelig er det ikke nødvendig med en underliggende teori for å utforme modellen. Denne fremgangsmåten synes som den beste, da jeg ikke er interessert i å teste spesifikke teorier om sammenhengene mellom bnp og de andre tidsseriene. Det er fullt mulig å kjøre VARer med flere enn to variabler, men jeg vil i denne oppgaven fokusere på VARer bestående av bnp og én av de andre variablene. Når jeg senere i teksten i forbindelse med en VAR refererer til variabelnavnene, for eksempel privat konsum, vil jeg med dette mene den VARen som er estimert på bakgrunn av bnp og privat konsum, og ikke variabelen selv.

### 9.1.2 Antagelser

En vanlig antagelse når man skal bruke vektorautoregresjoner er at både  $y$ - og  $x$ -variabelen er stasjonær. (Enders 2010) Som vi har sett i stasjonaritetssesjonen er alle mine filtrerte serier stasjonære, så denne antagelsen passer bra for datasettet. To andre VAR-antagelser er at det ikke er autokorrelasjon i VARenes feilledd, noe vi skal se på senere, og at feilleddene har konstant varians. Som følge av dette kan OLS brukes som estimeringsmetode, og man får konsistente og asymptotisk effisiente estimat gitt at man inkluderer like mange lags av hver variabel. (Enders 2010)

---

<sup>9</sup> Det er mulig å konstruere VARer der laglengden er ulik for  $y$ - og  $x$ -variablene, men jeg vil i denne oppgaven kun fokusere på modeller med laglengden  $p$  for både  $y$ - og  $x$ -delen av VARen.

## 9.2 Valg av laglengde – Bayesian Information Criterion

I valg av laglengde må man veie to elementer opp mot hverandre: man må inkludere nok lags til å få en modell som beskriver forholdet mellom de to variablene, og dermed unngå misspesifisering, men samtidig er det viktig å ikke inkludere for mange variabler. For et gitt datasett vil nemlig en økning i antall lags i utgangspunktet føre til at modellen tilsynelatende blir bedre. Dette skyldes at flere variabler bedre vil fange opp variasjonene innad i datasettet; imidlertid er det godt mulig at flere av parametrene i en stor modell ikke fanger opp det underliggende forholdet mellom variablene, men snarere beskriver tilfeldige variasjoner i det spesifikke datasettet.

Et annet argument mot å inkludere for mange lags er at prediksjonsfeilvariansen (forecasting error variance) øker med feil i estimeringen av parametrene. Dersom man har en modell med svært mange parametre vil den samlede feilestimeringen av parametrene typisk være større enn i en mindre modell. Dette vil føre til at out of sample-prediksjoner med modellen vil bli mer usikre. Følgelig vil små modeller ofte gi bedre out of sample-prediksjoner enn store modeller. (Enders 2010) Til sist kan jeg også nevne at et annet moment i disfavør av store modeller er at antall frihetsgrader blir redusert om antallet lags øker.

For å velge laglengde har jeg valgt å benytte meg av informasjonskriterium. Dette er kriterium som inneholder et element som vurderer hvor godt en modell passer til dataene, og som samtidig ilegger en straff som øker med antall inkluderte parametre. På den måten får man en modell som beskriver dataene, samtidig som antall parametre ikke blir for høyt. De to mest populære kriteriene (Verbeek 2008) er Bayesian information criterion (BIC), også kalt Schwarz Criterion (SBIC eller SBC), og Akaike information criterion (AIC). Jeg vil i denne oppgaven bruke BIC, fordi dette ilegger en strengere straff for hvert ekstra lag som legges til modellen enn det AIC gjør. Dermed vil BIC kunne identifisere mindre modeller enn AIC. Et annet moment i favør BIC er at dette kriteriet er bedre enn AIC i store utvalg<sup>10</sup> (Enders 2010), men det er vanskelig å si om utvalgene mine er store nok til at dette får betydning. Se appendikset del C1 "Valg av laglengde – Bayesian Information Criterion" for en nærmere beskrivelse av BIC.

---

<sup>10</sup> Mer presist kan det vises at BIC er asymptotisk konsistent i valg av antall parametre, mens AIC er noe forventningsskjev og tenderer til å velge for store modeller. Dette betyr at BIC er et bedre kriterium for store utvalg, men det kan også nevnes at såkalte Monte Carlo studier har vist at AIC kan fungere bedre enn BIC i små utvalg. (Enders 2010)

For laglengde-tester på kvartalsdata foreslår Enders (2010) at antallet lags bør være 12, gitt at tre år regnes som lenge nok til å fange dynamikken mellom variablene. Jeg brukte derfor 12 som utgangspunkt i testene av laglengde. Det antall lags BIC anbefaler for de HP-filtrerte seriene er gitt i tabell 9.1 under kolonnen BIC; og vi ser at beste laglengde ble 1 eller 2, med unntak av variabelen for kapasitetsutnyttelsen som fikk 3. Dette tyder på at VARene baserte på HP-filtrerte serier klarer å fange opp endringene i datasettet ved hjelp av kun ett lag, og at det ikke er mye å vinne på å inkludere flere.

For CF-filteret ble situasjonen noe annerledes, da BIC i de fleste tilfeller foreslo en laglengde rundt 10. Disse resultatene finnes i tabell 9.2 under kolonnen BIC. I de tilfellene der BIC indikerte en laglengde på 12, utvidet jeg testen med fire og fire kvartaler.<sup>11</sup> For variablene privat konsum, forventingsindikatoren for kapitalvarer, nye ordre og oljeinvesteringer gav dette svært lange laglengder på 18 til 24. Dersom man kjører VARene med disse laglengdene, blir svært mange lags automatisk droppet fra regresjonen av dataprogrammet man bruker pga høy multikollinearitet. Se appendikset del C2 for en forklaring av multikollinearitet. Jeg vil her illustrere hva det er og betydningen av det ved hjelp av et enkelt eksempel.

La oss si at du vil kjøre en regresjon med tomtepriser som avhengig variabel, og velger å inkludere tomtestørrelse i både kvadratmeter og kvadratkilometer som uavhengige variabler. Fordi kvadratmeter og –kilometer måler nøyaktig det samme, bare med ulike enheter, tilføres ikke regresjonen noe ekstra ved å inkludere begge. I tillegg vil OLS-prosedyren ha vansker med å estimere koeffisientene, fordi den ikke klarer å skille effekten fra de to variablene fra hverandre. Dette problemet kalles multikollinearitet.

Det verste multikollinearitetseksempelet er VARen med nye ordre, hvor BIC anbefalte 24 lags og rundt halvparten av dem ble droppet fra regresjonene. Generelt kan man tenke seg at man trenger seks års laglengde for å fange dynamikken mellom to variabler, men pga multikollineariteten er det lite hensiktsmessig å kjøre så lange laglengder her. Siden multikollineariteten fører til at variabler droppes, får man et resultat der for eksempel lag 18 inkluderes, men ikke lag 17. Det er vanskelig å tenke seg at dette er økonomisk fornuftig;

---

<sup>11</sup> Hvor mange kvartal testen utvides med kan ha betydning for utfallet. Dette skyldes at når laglengden endres, endres også antall observasjoner. Da det er fire kvartal i ett år, fant jeg det naturlig å øke testen med fire og fire lags.

dessuten er det ikke noe poeng i å kjøre en VAR der halvparten av variablene ekskluderes. Derfor, samt at de lange laglengdene fører til unødvendig tap av mange observasjoner, er det nødvendig å skjønnsmessig sette et tak på laglengden. På denne måten får man en avveining mellom hvor godt modellen gjenspeiler dataene, noe BIC indikerer, og hva som virker økonomisk fornuftig. Det er for eksempel rimelig å anta at konjunkturkomponenten til denne periodes bnp er avhengig av forrige periodes, men det er vanskeligere å se at det skal være en sterk sammenheng mellom denne perioden og perioden for 14 kvartal siden. Når man opererer med kvartalsdata virker det naturlig å velge en laglengde som tilsvarer hele år, for eksempel fire, åtte, tolv eller seksten. Det er klart at en begrensning på fire vil være svært streng, mens en begrensning på seksten åpner for for mye multikollinearitet. Valget står dermed mellom åtte og tolv. Som nevnt tidligere i 9.2 er det, alt annet likt, en fordel med små modeller. Det virker ikke urimelig å anta at en laglengde på åtte er nok til å fange variabelutviklingen, og jeg har derfor valgt det minste alternativet, nemlig å sette begrensningen for antall lags til åtte. Denne beslutningen medfører at alle CF-VAREnes laglengde blir satt til åtte, fordi BIC foretrakk et høyere antall lags for alle disse VAREne. For HP-seriene har restriksjonen ingen effekt.

En begrensning på åtte er for øvrig lavere enn Enders (2010) sin anbefaling om å begynne laglengdetestene med 12 lags, og dersom de statistiske egenskapene vi skal se på senere viser seg å bli for dårlige når den maksimale laglengden begrenses til åtte, vil det være nødvendig å modifisere beslutningen. Årsaken til at jeg ikke innførte denne restriksjonen allerede før BIC-testen, er at det kan være interessant å se hva informasjonskriteriet gir som beste laglengde, slik at konsekvensene av restriksjonen i forhold til BIC er kjent. Dessuten var jeg ikke klar over at multikollinearitetsproblemet ville bli så stort. Med en laglengde på åtte blir dette problemet nesten borte, noe som medfører at dataprogrammet man bruker i estimeringen faktisk klarer å estimere parametrene for alle laggene man ønsker å ha med.

### **9.3 Stabilitet**

Informasjonskriteria gir et godt utgangspunkt for laglengden i en VAR, men den gir ikke et endelig svar. I denne og de følgende seksjonene skal vi derfor se på ulike egenskaper som

kan ha betydning for laglengden. Én av disse egenskapene er stabilitet og er noe de fleste VARer bør ha. Dette betyr at sjokk ikke har en vedvarende effekt men derimot dør ut over tid. Vi har tidligere sett på noe lignende da vi undersøkte om de enkelte seriene var stasjonære, noe som innebar at seriene hadde et forløp som ikke var tilfeldig og som kunne systematiseres. En slik utvikling kan også kalles en stabil utvikling, og i en VAR-setting betyr stabilitet omtrent det samme. Som i tilfellet med én variabel er det et krav at effekten av sjokk i variabelen  $y$  avtar over tid,<sup>12</sup> men i tillegg må disse sjokkene heller ikke ha en vedvarende effekt på  $x$ , den andre variabelen i VARen. Tilsvarende gjelder for variabel  $x$ .

Et annet moment det må tas hensyn til er at VARene i denne oppgaven er baserte på filtrerte serier. Mer presist er VARene baserte på den delen av originalseriene som har en mellomlang varighet – den langsiktige trendutviklingen er med andre ord ekskludert. I en slik situasjon er det gjerne enda vanskeligere å se for seg at dagens sjokk kan få vedvarende konsekvenser. Dersom noe slikt skal skje, må endringene i variabel  $x$ 's konjunkturkomponent være av en slik karakter at de over tid skaper stadig mer ustabile konjunkturkomponenter i fremtidige verdier av seg selv eller variabel  $Y$ . Et eksempel kan være at et positivt sjokk i konjunkturkomponenten i dagens private konsum fører til at alle fremtidige konjunkturkomponenter av privat konsum og bnp er større enn de ellers ville vært. Imidlertid synes en slik situasjon ikke å være særlig sannsynlig. Dette gjelder også de andre variablene i datasettet, og av den grunn er det viktig at VARene vi ser på er stabile.

For at en VAR skal være stabil må hver av seriene i VARen være stabile. Dette er noe vi så på i seksjonen "Stasjonaritet", hvor konklusjonen var at alle seriene er stasjonære. Dessuten må krysskorrelasjonen mellom seriene kun være avhengig av hvor mange lags seriene er forskjøvet med i forhold til hverandre, og ikke hvor i tidsseriene man tester krysskorrelasjonen. For å sjekke om disse kravene samlet sett er oppfylte, har jeg sett på VARenes egenverdier (eigenvalue). Dersom en VARs egenverdier er under 1, vil alle sjokk dø ut over tid og VARen er stabil.

For HP-VARene slo alle testene positivt ut – alle VARene er stabile – men for CF-VARene er situasjonen en annen. Det viser seg at kun seks av disse VARene er stabile, men at alle kan bli stabile dersom antall lags reduseres. Tabell 9.2 viser i kolonnen "Stabil" det høyeste antall

---

<sup>12</sup> Dette er ekvivalent til den tidligere diskusjonen om stasjonaritet og DF-testene.

lags hver av VARene kan ha for at de skal være stabile. Husk at etter å ha lagt restriksjoner på laglengdene fra BIC er laglengden for alle CF-VAREne til nå satt lik åtte.

Tabell 9.1 - Laglengder & diagnostikk HP

Variabel <sup>13</sup>	BIC <sup>14</sup>	LM <sup>15</sup>	L ak <sup>16</sup>	ak16 <sup>17</sup>	JB <sup>18</sup>	Skew <sup>19</sup>	Kurt <sup>20</sup>	Laglengde <sup>21</sup>
lbnp_fasac	2	3	8	2	negativ	negativ	negativ	3
lprivcon_sac	1	3	8	2	negativ	negativ	negativ	3
lexp_sac	1	3	8	2	negativ	negativ	negativ	3
limp_sac	1	3	8	4	negativ	negativ	negativ	3
limp90	2	2	8	3	ok	ok	ok	2
lprodukti	1	5	8	1	negativ	negativ	negativ	5
lbnp_us_sac	2	2	8	3	negativ	negativ	negativ	2
lbnp_us90	2	3	8	1	ok	ok	ok	3
lip_sa	1	2	5	2	negativ	negativ	negativ	2
kapvar_sa	1	2	8	1	negativ	negativ	ok	2
konsvar_sa	2	2	8	1	ok	ok	ok	2
manuf_sa	2	2	8	2	ok	ok	ok	2
kons_eusa	2	2	8	2	ok	ok	ok	2
lbolig	1	8	4	2	negativ	negativ	ok	8
lconstruct	1	4	8	1	negativ	negativ	negativ	4
lnye_ordre	1	4	0	0	ok	ok	ok	4
lfullcap_sa	3	4	6	2	negativ	negativ	negativ	4
lenebo	1	2	8	4	ok	ok	ok	2
llanhus_sa	1	2	8	3	negativ	negativ	negativ	2
lgoil_sac	1	2	5	2	negativ	negativ	negativ	2
lghus_sac	1	2	8	3	negativ	negativ	negativ	2
lg_sac	1	2	8	2	negativ	negativ	negativ	2
lg_sac90	1	2	8	1	negativ	negativ	negativ	2

<sup>13</sup> Denne kolonnen viser navnet på VARene. Navnet er gitt etter variabel nummer to i VARen, der variabel én er bnp. Den øverste linjen inneholder kun bnp, følgelig er dette også navnet.

<sup>14</sup> Antall lags indikert av BIC-testen.

<sup>15</sup> Antall lags i modellene etter å ha korrigert for autokorrelasjon.

<sup>16</sup> Laveste grad av autokorrelasjon i feilleddene etter korreksjonen for autokorrelasjon.

<sup>17</sup> Antall autokorrelerte feilledd av orden 16 eller lavere etter korreksjonen for autokorrelasjon.

<sup>18</sup> Resultatene fra Jarque-Bera-testen på laglengdene under kolonnen LM. Negativ vil si at JB-testen indikerer at VARen ikke har normalfordelte feilledd.

<sup>19</sup> Test for skjevhet i feilleddene. Negativ vil si at testen indikerer at VARen har skjevfordelte feilledd.

<sup>20</sup> Test for kurtosis i feilleddene. Negativ vil si at testen indikerer at VARens feilledd har fete haler.

<sup>21</sup> Endelig laglengde etter diagnostikk. Merk at disse laglengdene er de samme som under kolonnen LM. Følgelig gjelder både autokorrelasjonsresultatene og normalitetsresultatene for denne laglengden.



### 9.3.1 Konklusjon

Siden alle HP-VARene er stabile med den laglengden BIC anbefaler, vil jeg naturlig nok fortsette med disse laglengdene. Når det gjelder CF-VARene, er situasjonen noe mer kompleks. Det at så få av dem er stabile betyr som sagt at sjokk i tidsseriene kan få vedvarende effekt. I forhold til prediksjoner baserte på disse VARene har dette to konsekvenser.

- Prediksjonene kan bli mer påvirket av foregående verdier enn det som er rimelig, jamfør stabilitetsdiskusjonen ovenfor.
- Konfidensintervallene for prediksjonene kan bli ekstremt store.

Det siste momentet skyldes at ikke-stabiliteten i verste fall kan føre til eksplosiv vekst i prediksjonene. For å ta inn over seg denne muligheten, må konfidensintervallene øke mye mer enn de ville gjort for en stasjonær VAR jo lenger man predikerer. Dette kan gi konfidensintervall med så høye / lave verdier at det ikke er noe poeng i å se på dem, fordi flere av verdiene som inkluderes i intervallet ofte vil være svært urealistiske.

Som følge av dette vil jeg sette laglengden i de fleste CF-VARene til den høyeste laglengden som gir stabile VARer, og benytte disse som utgangspunkt for videre diagnostikk av VARene. I denne situasjonen vil jeg gjøre noen unntak, jeg vil nemlig ikke øke laglengden for de fire VARene som allerede er stabile med laglengde åtte, selv om BIC for alle fire antyder en høyere laglengde. Årsaken til dette er at jeg som sagt har valgt å begrense laglengden til åtte dersom det er forsvarlig med hensyn til modellenes statistiske egenskaper. Laglengdene etter å ha justert for lagbegrensningene og kravet om stabilitet finnes i tabell 9.2 under kolonnen "Lags".

### 9.4 Lagrange Multiplier Test

Det neste vi skal se på er autokorrelasjon (ak) i feilleddene. Ingen slik autokorrelasjon er som sagt en forutsetning for at OLS, som brukes som estimeringsmetode for VAR, skal gi konsistente og asymptotisk effisiente estimat. En annen konsekvens av mye autokorrelasjon i feilleddene er at standardfeilene vil være forventingskjevne. Som oftest vil standardfeilene være for små (Wooldridge 2009), noe som gjør at signifikansnivå blir for høyt og konfidensintervall for små. Jeg vil derfor også teste for autokorrelasjon i feilleddene.

Tabell 9.2 - Laglengder & diagnostikk CF<sup>22</sup>

Variabel	BIC	Stabil	Lags	Q-test	L ak	ak16	JB	Skew	Kurt	Laglengde
lbnp_fasac	11	10	8	AK	1	3	ok	ok	ok	8
lprivcon_sac	18	7	7	AK	1	6	ok	ok	ok	7
lexp_sac	11	7	7	AK	1	7*	ok**	ok**	ok	6
limp_sac	9	8	8	AK	1	8	ok	ok	ok	8
lprodukti	9	6	6	AK	1	8	ok	negativ	ok	6
lbnp_us_sac	9	8	8	AK	1	8*	ok**	ok	ok**	7
lip	11	6	6	AK	1	7	ok	ok	ok	6
kapvar	22	7	7	AK	1	5	ok	ok	ok	7
konsvar	15	3	3	AK	1	9	ok	ok	ok	3
manuf	15	3	3	AK	1	6	ok	ok	ok	3
kons_eusa	11	4	4	AK	1	5	ok	ok	ok	4
lbolig	11	7	7	AK	1	6	ok	ok	ok	7
lconstruct	11	7	7	AK	1	7	ok	ok	ok	7
lconstruct90	11	7	7	AK	1	15	ok	ok	ok	7
lnye_ordre	24	5	5	AK	1	8	ok	ok	ok	5
lfullcap_sa	11	10	8	AK	1	6	ok	ok	ok	8
lenebo	14	7	7	AK	1	5	ok	ok	ok	7
llanhus_sa	11	6	6	AK	1	8	ok	ok	ok	6
lgoil_sac	24	10	8	AK	1	8	ok	ok	ok	8
lghus_c	11	7	7	AK	1	8	ok	ok	ok	7
lg_c	11	10	8	AK	1	8	ok	ok	ok	8

For å teste for autokorrelasjon benytter jeg en Lagranger multipliser (LM) test basert på Johansen (1995). (Huang og Lindsey) Denne LM-testen sjekker om det er autokorrelasjon av orden 1 til X, der X settes av brukeren. Dette betyr at testen ikke er en portmanteau test, men kun returnerer svar for ett og ett lag av residualene. Jeg har valgt å teste for autokorrelasjon opp til 16. orden. I de tilfellene der testen har visst autokorrelasjon av 1. til 4. orden, har jeg lagt til flere lags i VAREn for å få fjernet den.

<sup>22</sup> Tolkningen er som for tabell 9.1, men det er her noen ekstra kolonner. Stabil gir det høyeste antall lags som gir stabile VARer. Lags gir laglengdene som følge av restriksjonene stabilitet og laglengde maks 8. Q-test er resultatene fra Q-testen, der AK indikerer at det er autokorrelasjon i feilleddene. Forskjellen mellom Lags og Laglengde skyldes at sistnevnte er korrigeret for ikke-normalitet.

\*: angir at endringer (forskjellen mellom kolonnene Lags og Laglengde) for å rette opp ikke-normalitet har ført til endringer i autokorrelasjonsresultatene. Resultatene i tabellen er for den endelige laglengden, altså kolonnen Laglengde. Resultatene for import-VAREn var før 8, for USA-VAREn 6.

\*\* : angir endringer i laglengde som fulgte av korreksjonen for å rette opp ikke-normaliteten. Før korreksjonen var alle disse resultatene negative.

#### 9.4.1 Hodrick-Prescott-filteret

For de fleste seriene viste det seg at det var nok å legge til noen få lags for å bli kvitt autokorrelasjon av 1. til 4. orden, og laglengdene ble for det meste 5 eller lavere. Imidlertid var det ett unntak, VARen med Ibolig krever en laglengde på ni for å fjerne autokorrelasjonen av fjerde grad. Jeg har i dette tilfellet valgt å begrense laglengden til åtte.

Resultatene fra LM-testen vises i tabell 9.1. Et interessant moment er at for alle bortsett fra fem av VARene, er den laveste autokorrelasjonen av åttende orden, mens flere også har autokorrelasjon av 12. orden. Dette er med andre ord to og tre år tilbake i tid og antyder at det eksisterer en årlig effekt i de originale seriene som HP-filteret ikke har klart å fjerne. Det virker rimelig å tenke seg at det kan skyldes sesongeffekter, men fordi de fleste seriene er sesongjusterte er trolig dette ikke årsaken. En annen mulig forklaring er at dette enten er tilfeldig, eller at HP-filteret genererer filtrerte serier som har en viss årlig faktor. Uavhengig av årsaken er det i utgangspunktet ønskelig å få fjernet autokorrelasjonen. Imidlertid viste det seg at det å fjerne denne gjerne krevde at en del lags ble lagt til, samtidig som det i flere tilfeller medførte annen autokorrelasjon av lav orden. Av den grunn, samt at det er lite autokorrelasjon i VARene, har jeg valgt å ikke øke laglengden ytterligere.

Totalt er det nemlig maksimalt fire, og i de fleste tilfeller lavere enn tre, av de første 16 laggede feilleddene som er autokorrelerte. Autokorrelasjon av høyere orden enn 16 er praktisk talt fraværende. Dette er såpass lite at jeg vil anta at OLS fungerer bra som estimeringsmetode, og at de standardfeilene som følger av regresjonene vil være forventingsrette.

#### 9.4.2 Christiano Fitzgerald-filteret

For dette filteret er situasjonen ganske annerledes. Som følge av den forholdsvis lange laglengden er det som nevnt en del multikollinearitet mellom de inkluderte laggene. Denne multikollineariteten gjør at Johansens LM-test ikke kan kjøres.<sup>23</sup> Jeg har derfor valgt å se på en flervariabel versjon av en Ljung-Box-test, også kalt Q- eller portmanteau-test, som er

---

<sup>23</sup> Mer konkret er problemet at de eksogene variablene er kollineære med de endogene variablene i VARen. For de fire VARene som har fem lags eller mindre kan Johansens test brukes, men for å teste de lengre laglengdene må en annen fremgangsmåte benyttes.

basert på Lutkepohl (1993).<sup>24</sup> (Baum og Sperling 2001) Jeg har valgt å teste for autokorrelasjon av 1. til 16. orden for å samsvare med testene på de HP-filtrerte seriene. I alle tilfeller slår testen negativt ut – det er autokorrelasjon i minst ett av de laggede feilleddene på under 1 % signifikansnivå. Dessverre sier testen ingenting om hvor mye autokorrelasjon det er, men pga den svært sterke signifikansen er det rimelig å anta at det enten er snakk om få men svært signifikante autokorrelasjoner, eller mange mindre signifikante. For å få et inntrykk av dette har jeg derfor sett på autokorrelasjonen i de to predikerte residualene fra hver av CF-VAREne hver for seg.<sup>25</sup> Det viser seg at det er mye autokorrelasjon av lav orden, spesielt første orden, i alle VAREne. Med få unntak er all autokorrelasjonen av grad lavere enn ti, og autokorrelasjon av høyere grad enn 16 er også her praktisk talt fraværende.

Selv om disse partielle residualanalysene ikke sier noe om den samlede autokorrelasjonen fra begge delene av VAREn, er det tydelig at det er en del autokorrelasjon i seriene. Det er også et større problem enn det det er for HP. Tabell 9.2 viser en oppsummering av autokorrelasjons-resultatene for CF-VAREne. For begge delene av alle VAREne er det laveste autokorrelerte feilleddet av første orden, noe som er vist under kolonnen "L ak". "ak16" viser det samlede antall autokorrelerte feilledd i begge delene av VAREne av orden opp til og med 16. Merk at "ak16" i tabell 9.2 ikke er direkte sammenlignbar med tilsvarende kolonne i tabell 9.1. Dette skyldes at i tabell 9.1 teller autokorrelasjon av orden X i begge delene av VAREn som ett autokorrelert feilledd, mens tilsvarende autokorrelasjon i tabell 9.2 teller som to.

### 9.4.3 Konklusjon

En mulig løsning på autokorrelasjonsproblemet for CF-VAREne er, som for HP-VAREne, å øke laglengden. Imidlertid vil en slik økning enten føre til ustabile VARer, da den testede laglengden er den lengste stabile laglengden, eller til at laglengden blir lenger enn begrensningen på åtte. Fordi det er ønskelig med stabile VARer, har jeg valgt å ikke inkludere

---

<sup>24</sup> Denne testen har nullhypotesen av ingen av de testede laggene inneholder autokorrelasjon, og gir således ingen indikasjon om hvilket lag som er autokorrelert. For å være konsekvent i behandlingen av CF-VAREne har jeg valgt å også bruke Q-testen på de fire korteste VAREne.

<sup>25</sup> Husk at hver VAR, som vist i ligningssettet i seksjon 9.1, består av to regresjoner. Følgelig gir den også to sett med residualer.

flere lags. Som nevnt i avsnitt 9.3.1 er det fire VARer som jeg kan øke laglengden for uten å gjøre dem ustabile. Til tross for dette har jeg valgt å heller ikke øke disse laglengdene.

Det er allikevel interessant å vite om en annen lagspesifisering kunne ha fjernet autokorrelasjonen. For å se på dette har jeg undersøkt autokorrelasjonen i CF-VARer baserte på resultatene fra BIC-testen, men modifisert til maks 16 lags. Det viser seg at det ikke er slik at de lengre VARene systematisk har mindre autokorrelasjon – i flere tilfeller er problemene faktisk mindre i de korte VARene. Disse resultatene kan sees i appendikset del C4, og gjør det enda mer uaktuelt å lempe på stabilitetskravet eller avvike fra begrensningen på åtte for å fjerne autokorrelasjonen. Imidlertid må det presiseres at denne autokorrelasjonen nok vil føre til forventningsskjevne estimat for standardfeilene og følgelig også konfidensintervallene. Sannsynligvis vil disse estimatene bli for lave, men det er vanskelig å si noe om hvor mye. Som vi ser i tabell 9.2, er det spesielt for Iconstruct90 det er grunn til bekymring. Dette er den VARen med desidert mest autokorrelasjon, og det er grunnlag for å tro at denne VARen definitivt vil føre til de nevnte problemene. Om autokorrelasjonen er høy nok til at OLS ikke fungerer bra som estimeringsmetode er i dette tilfellet vanskelig å si noe om, men så lenge prediksjonene ikke synes totalt urealistiske virker det rimelig å anta at OLS-prosedyren gir gode resultat.

## 9.5 Normalitet i feilleddene

For at man skal kunne gjøre inferens må man kjenne fordelingen til variablenes koeffisienter, og det er vanlig å anta at de er normalfordelte. Dersom de ikke er det vil det hovedsakelig få konsekvenser for koeffisientenes t-verdier og prediksjonenes konfidensintervall. Begge disse momentene bygger på normalfordelingen, og vil bli feilaktige dersom denne forutsetningen ikke er oppfylt. Det er ikke mulig å observere direkte om denne antagelsen er riktig, så for å undersøke dette bruker man feilleddene som en proxy. Dersom disse er normalfordelte er som regel koeffisientene det også. Jeg må her presisere at estimatene vil være forventningsrette til tross for ikke-normaliteten.

For å teste for normalitet har jeg gjennomført Jarque–Bera-testen (JB), som evaluerer feilleddene basert på symmetri og kurtosis.<sup>26</sup> Dessuten har jeg gjort enkelttester for ikke-symmetri og kurtosis i residualene. Tabell 9.1 og 9.2 viser resultatene for henholdsvis HP- og CF-VARene.

Jeg vil bruke resultatene fra Jarque-Bera-testen for å si om feilleddene er normalfordelte, siden dette er en overalltest som inkluderer både symmetri og kurtosis, men de andre resultatene er også inkluderte for å gi et inntrykk av hva som eventuelt er problemet. Det viste seg at kun to av CF-VARene ikke passerer Jarque-Bera-testen, nemlig de med eksportserien og det amerikanske bruttonasjonalproduktet. De to utfyllende testene antyder at det er henholdsvis skjevhet og kurtosis som er problemet. Siden en økning i laglengden fører til ustabilitet, har jeg for disse to seriene redusert antallet lags for å fjerne ikke-normaliteten. Det viste seg at Jarque-Bera-testene slo positivt ut for begge VARene med en reduksjon i antall lags på kun én. En slik reduksjon kan potensielt føre til mer autokorrelasjon, men for eksportserien ble antallet autokorrelerte feilledd faktisk redusert med én. For det amerikanske bruttonasjonalproduktet økte det derimot med to, men jeg har vurdert det slik at gevinsten ved å oppnå normalitet er minst like stor som kostnaden ved denne økningen i autokorrelasjon. De nye normalitets- og autokorrelasjonsresultatene for disse to VARene er vist i tabell 9.2. Resultatene før antall lags ble redusert med én er vist i stjernemerkede fotnoter under tabellen.

Vi kan også legge merke til at skjevhetstesten for produktivitets-VARen (Iprodukti) indikerer at residualene fra VARen er ikke-symmetriske, men fordi jeg som sagt velger å fokusere på overalltesten Jarque-Bera, har jeg ikke gjort noe for å få endret dette utfallet.

Som vi ser i tabell 9.1 har de fleste HP VARene ikke normalfordelte feilledd, og i nesten alle av disse tilfellene er det både ikke-symmetri og kurtosis som er problemet. Dette betyr at vi i utgangspunktet ikke kan stole på t-verdier og konfidensintervall fra VARen. En måte å bli kvitt denne ikke-normaliteten er å legge til flere lags. For noen få VARer løser dette problemet, men det innebærer at antallet lags må øke med over 10, noe som gir store

---

<sup>26</sup> To viktige egenskaper ved normalfordelingen er at den er symmetrisk (/ikke skjev), altså at fordelingen til venstre og til høyre for medianen er speilbilder av hverandre, og at halene ikke er for fete (kurtosis). Sistnevnte egenskap betyr at sannsynligheten for ekstremutfall i positiv eller negativ retning er begrenset. Den kanskje viktigste av disse to egenskapene er symmetrien.

modeller. Jeg har derfor valgt å ikke øke laglengden for disse VARene. For resten av VARene førte en økning av laglengden opp til 16 ikke til at normalitetsproblemet forsvant. Som vi har sett fra CF-VARene er det også mulig å fjerne problemet ved å redusere antall lags, men det viste seg at heller ikke dette fungerte for HP-VARene.

En mulig løsning på problemet er det faktum at ikke-normalitet i feilleddene ikke er et problem i store utvalg, fordi estimatene for koeffisientene i disse tilfellene vil være normalfordelte selv om ikke feilleddene er det. Ifølge Wooldridge (2009) mener en del økonometrikere at et utvalg på 30 observasjoner ofte vil kunne beskrives som et "stort utvalg" i denne sammenhengen, men han understreker også at en slik utvalgsstørrelse ikke er en generell regel. Hvor mange observasjoner som kreves er avhengig av hvor mye feilleddenes fordeling skiller seg fra normalfordelingen, og man bør nok ha minst noen hundre observasjoner før man forholdsvis sikkert kan si at ikke-normalitet i feilleddene ikke er et problem. Uansett kan nok et utvalg på 30 regnes som en nedre grense for hva et stort utvalg er.

For alle de problematiske VARene, med unntak av forventningsindikatoren for kapitalvarer (kapvar\_sa, 87 observasjoner) og investerings-VARen basert på perioden etter 1989 (lg\_sac90 80), er antall observasjoner 128. Dette er langt over minstekravet på 30, men samtidig godt under det man trygt kan karakterisere som et stort utvalg. Siden det ikke finnes klare regler på dette området, er det vanskelig å si om normalfordelingskravet er oppfylt, men det er nok rimelig å anta at utvalgene er store nok til å i alle fall gi en viss tilnærming til normalfordelingen. Det må her presiseres at tilnærmingen trolig ikke er god nok til å fjerne hele problemet, så t-verdiene og konfidensintervallene fra VARene vil nok ikke være helt korrekte. Til sist må det legges til at de negative utslagene på normalitetstestene kan skyldes ekstreme observasjoner. De fleste residualene fra de HP-VARene inneholder ekstreme observasjoner som kan tenkes å påvirke normalitetstestene i stor grad.

## 9.6 Konklusjon

Som vi så i seksjon 7, "Eyeballing", er utviklingen i de to filtrerene forholdsvis lik for alle seriene. Imidlertid har det vist seg at de til tross for dette har en del ulike egenskaper i

forbindelse med vektorautoregresjoner. For HP-seriene er det i følge BIC lite å vinne på å kjøre VARer med lange laglengder – disse VARene kan best tilnærmes med en laglengde på én eller to. CF-seriene krever på sin side atskillig flere lags, over 10, for at VARene skal beskrive dataene best mulig. Så lange laglengder fører imidlertid med seg en del problemer – multikollinearitet og det faktum at det kanskje ikke virker økonomisk fornuftig å operere med så lange laglengder – og jeg har derfor begrenset laglengden til 8. Imidlertid viste det seg at denne begrensningen av statistiske grunner ikke var lav nok. Det er nemlig viktig at VARene er stabile, og for en rekke av CF-VARene førte den høye laglengden til ustabilitet. Som følge av dette reduserte jeg laglengden fra åtte og til det høyeste antall lags som gav stabile VARer. Et potensielt problem ved dette er at det ikke er mulig å legge til lags for å fjerne eventuell autokorrelasjon.

Johansens LM-test viste at det er en del autokorrelasjon av lavere orden i residualene til HP-VARene. For alle bortsett fra én av dem, var det mulig å fjerne denne autokorrelasjonen ved å legge til noen få lags. Dette unntaket var prisindeksen for nye ordre for bygging av boliger (Ibolig), som krevde en økning til ni lags, og følgelig ble begrenset til åtte. Lagøkningen for HP-VARene fjernet ikke all autokorrelasjon, men såpass mye at det ikke antas å være et problem.

På grunn av multikollineariteten var det ikke mulig å gjennomføre Johansens test for CF-VARene, så jeg gjennomførte en flervariabel Ljung-Box og så på autokorrelasjonsdiagram av residualene. Det viste seg at det var en del autokorrelasjon, spesielt av første orden, i disse VARene, men fordi stabilitet vurderes som et viktigere kriterium enn fravær av autokorrelasjon, er laglengden ikke økt. For CF-VARene som gruppe ser det heller ikke ut til at en slik lagøkning kunne redusert problemet. Som følge av autokorrelasjonen vil nok standardfeilene og konfidensintervallene være mindre enn det de skulle ha vært, og man bør være forsiktig i tolkningen av dem. Dette gjelder spesielt for VARen med bygningsindikatoren Iconstruct90, som har svært mye autokorrelasjon.

Den siste evalueringen jeg gjorde av VARenes egenskaper var feilleddenes normalitet. For CF-VARene slo denne testen meget positivt ut, og etter en liten korreksjon viste alle seg å ha normalfordelte feilledd. Dette betyr at normalitetsforutsetningen for å regne ut t-verdier og konfidensintervall er oppfylt, og at det eneste problemet er at førstnevnte sannsynligvis vil



bli for høye og sistnevnte for smalt pga autokorrelasjonen. Når det gjelder HP-VARene er situasjonen motsatt. Her er det så lite autokorrelasjon at konfidensintervallene trolig er forventningsrette, gitt at normalitetskravet er oppfylt. Imidlertid stryker rundt 2/3 av HP-VARene på normalitetstesten. Dette betyr i utgangspunktet at både t-verdier og konfidensintervall ikke vil bli korrekte for disse VARene, men dersom utvalgene er store nok vil den underliggende forutsetningen om normalfordelte koeffisientestimat være oppfylt selv om ikke feilleddene er normalfordelte. Da det er vanskelig å si noe om hvorvidt antall observasjoner er høyt nok, så det anbefales å være kritisk til disse konfidensintervallene.

Kolonnen "Laglengde" i tabell 9.1 og 9.2 viser det antallet lags jeg ved hjelp av BIC og diagnostikk har kommet frem til at vil være de beste alternativene for en VAR bestående av bnp og hver av de angitte variablene. På bakgrunn av denne laglengden har jeg estimert VARene. For de tidsseriene som ifølge strukturendringstestene burde deles, er VARene konstruert både på bakgrunn av tidsperioden fra og med første kvartal 1990, disse har fått benevnelsen "90" etter navnet, og på bakgrunn av hele perioden. Resultatene fra estimeringen er oppgitt i appendikset del C3, "VARenes koeffisienter".

## 10. Prediksjoner – Modellegenskaper

I denne seksjonen skal vi se nærmere på hvor godt VARene beskriver datasettet. Dette vil gi en indikasjon på hvor gode prediksjoner modellene vil kunne gi for fremtidig bnp. Først skal vi se på in sample-egenskaper. Dette er kort forklart hvor godt VARene beskriver det datasettet som ligger til grunn for estimeringen av VARene. Deretter skal vi se på out of sample-egenskapene. I denne sammenhengen vil det si å estimere en VAR basert på for eksempel perioden 1978 – 2004, og se hvor godt den er i stand til å beskrive datasettet for perioden 2005 – 2009.

For å se på in og out of sample-egenskaper skal vi bruke root mean squared error (rmse) for de ulike VARene.<sup>27</sup> Dette er den gjennomsnittlige forskjellen mellom de observerte verdiene og de verdiene modellene predikerer, og jo lavere rmse er dess bedre er prediksjonene. (Se appendikset del D1 – Root mean squared error for detaljer). Her er det viktig å huske på at verdiene for bnp er gitt i logaritmen av den originale serien, da dette betyr at både de observerte og de predikerte verdiene vil være svært små tall. Følgelig vil naturlig nok også residualene og rmse bli veldig lave i absolutt verdi, og for å få en forståelse for rmse-tallene kan det være naturlig å sammenligne størrelsen på disse med de observerte verdiene. Det CF-filtrerte bruttonasjonalproduktet svinger hovedsakelig mellom 0,29 og 0,33, mens tilsvarende tall for HP er -0,04 og 0,04.

### 10.1 In sample-egenskaper – Én periodes prediksjon

I dette avsnittet skal vi se på de verdiene modellene gir for hver tidsperiode i datasettet. Siden VARene gir dagens bnp basert på gårsdagens tall, vil dette i realiteten si at vi predikerer én periode frem i tid. Med tanke på at det er denne type prediksjoner modellene er konstruert for, bør vi regne med at avvikene blir forholdsvis små. Dersom det skulle vise seg å være betydelige avvik, tyder dette på at modellene ikke er i stand til å beskrive datasettet og at vi nok vil få store avvik ved lengre prediksjoner.

---

<sup>27</sup> Jeg vil her fokusere på rmse for bnp-delen av VARene, fordi det er dette elementet jeg vil predikere med modellene. Som vi senere skal se vil prognoser som er lengre enn én periode også kreve prognoser fra de andre delene av VARene. Av den grunn burde jeg kanskje sett på rmse for disse VAR-delene også, men jeg har valgt å begrense meg til bnp-delen, fordi dette er det mest relevante.

Rmse for alle VARene er gitt i tabell 10.1. VARene er listet i stigende rekkefølge i forhold til rmse, noe som betyr at de ifølge rmse beste modellene kommer øverst. Jeg må presisere at mellom enkelte VARer vil forskjellene i rmse være så små at de ikke vil ha noe særlig betydning i praksis, men det kan allikevel være nyttig å bruke rmse-verdiene som en indikasjon på modellenes rangering i forhold til hverandre. Som vi ser er rmse for CF-VARene atskillig lavere enn for HP-VARene, til tross for at førstnevnte serie inneholder større verdier. Dette betyr at CF-VARene bedre er i stand til å predikere bruttonasjonalproduktet i utvalget enn HP-VARene. Et moment som helt klart bidrar til dette resultatet er at HP-filteret slipper gjennom mye mer av de helt kortsiktige fluktuationene i dataseriene, selv om seriene er sesongjusterte før filtreringen. På grunn av dette vil det være en god del vanskeligere for HP-modellene enn for CF-modellene å predikere helt riktig.

Et interessant moment er at alle de fire VARene som er estimerte kun på bakgrunn av dataperioden etter årsskiftet 1989/90, har lavere rmse-verdier enn tilsvarende VARer baserte på hele perioden. For VARene med import og den amerikanske verdiskapningen kan forskjellen i rmse skyldes at det ikke er lik laglengde på de to variantene av VARene, men dette er ikke tilfellet for bygings- og investerings-VARene. Disse resultatene kan tyde på at det var fordelaktig å estimere VARer på bakgrunn av resultatene fra strukturendringstesten.

Noe annet vi kan legge merke til er at CF- og HP-VARer baserte på samme variabler rangeres forholdsvis ulikt sammenlignet med andre VARer i sine respektive grupper. Ingen av de variablene som gir de fem beste CF-VARene er blant de fem beste HP-VARene, mens kun én av variablene gir en VAR som er blant de fem dårligste i begge gruppene. Denne variabelen er prisindeksen for industriproduksjon (lip). En mulig forklaring på dette kan være at industriprisene i stor grad må tas for gitt av norske industribedrifter, noe som åpner for at sammenhengene mellom denne indeksens og bnps konjunkturkomponent ikke er spesielt sterke. Dette var noe som ble indikert allerede i seksjon 8, der vi så at korrelasjonene mellom denne variabelen og bnp var relativt lav i forhold til de andre variablene.

Det kanskje beste uttrykket på at VARene gir ulike resultat for de to filtrene, er de fire forventningsindikatorene (manuf, konsvar, kapvar, kons\_eusa) og ordreindikatoren (Inye\_ordre). Alle disse er blant de fem beste HP-VARene, men fire av dem tar de fire siste plassene på CF-rangeringen. Det er vanskelig å spekulere i årsaken til dette, men i tabell 8.1

ser vi at de høyeste korrelasjonene er negative og på høye lags. Dette synes merkelig, da én skulle forvente at forventningsindikatorer leder konjunkturutviklingen, og det kan tenkes av det er CF-filterets behandling av seriene som fører til de relativt merkelige korrelasjonene og dårlige prediksjonene.

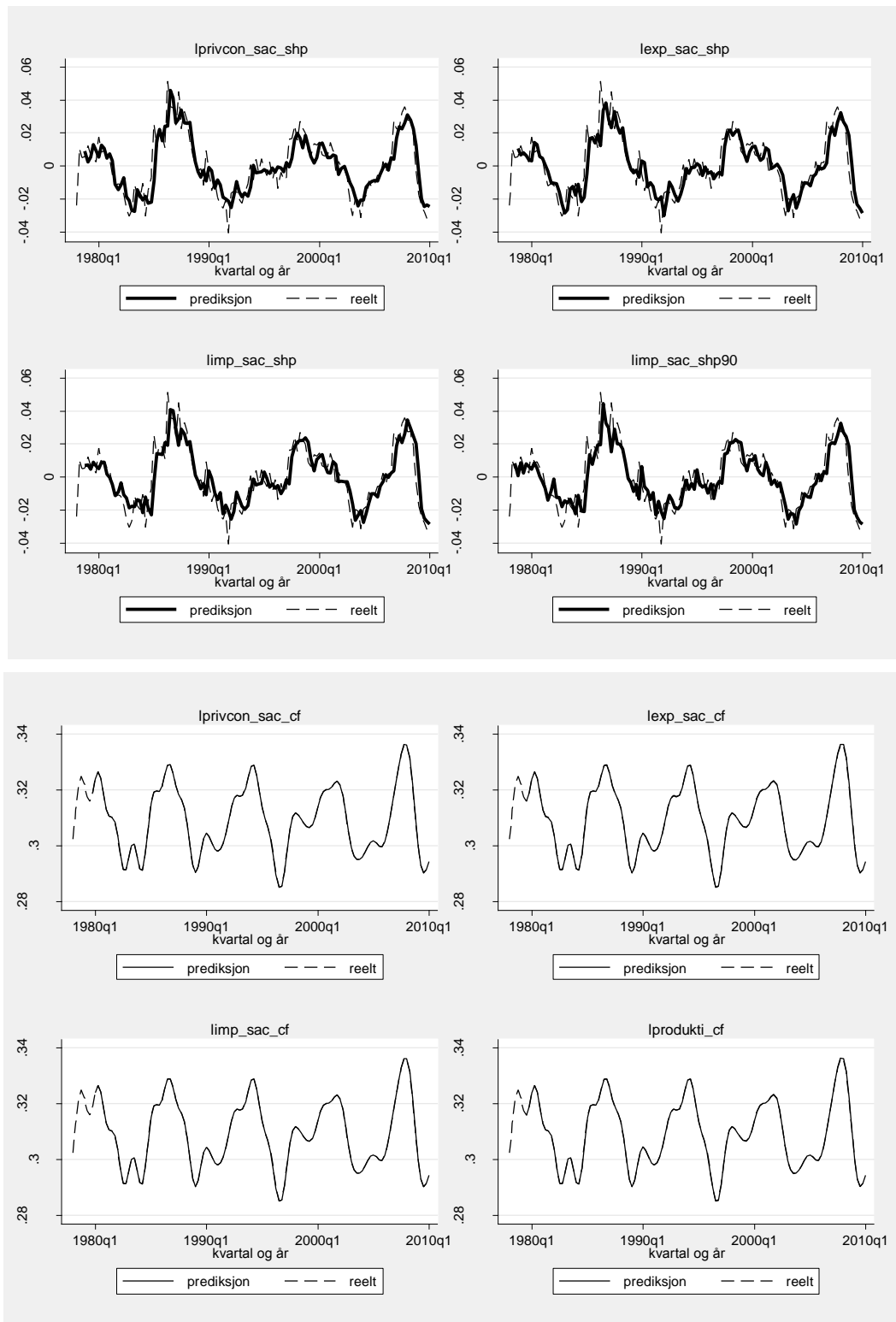
Tabell 10.1 - Rmse én periode

Variabel	RMSE CF	Variabel	RMSE HP
limp_sac	.0000149	Inye_ordre	.00734802
lgoil_sac	.00001619	manuf_sa	.0075962
lg_c	.00001659	konsvar_sa	.00797138
lfullcap_sa	.00001933	kapvar_sa	.00804486
lbnp_fasac	.00002062	kons_eusa	.00820677
lbolig	.00003734	limp90	.00825814
lprivcon_sac	.00003901	lbnp_us90	.00838154
lenebo	.00004171	lenebo	.00844943
lconstruct90	.00004527	lfullcap_sa	.00854972
lghus_c	.00004559	lg_sac90	.00856197
lconstruct	.00004687	lprivcon_sac	.00890693
lbnp_us_sac	.00005356	lconstruct	.00916511
kapvar	.00005456	limp_sac	.00916835
lprodukti	.00006809	lprodukti	.00918276
lexp_sac	.00008266	lgoil_sac	.009244
llanhus_sa	.00008611	lbolig	.00938656
lip	.00008619	lghus_sac	.00942994
Inye_ordre	.00022676	lbnp_us_sac	.00954798
kons_eusa	.00035822	lexp_sac	.00959356
konsvar	.00075429	lbnp_fasac	.00966978
manuf	.00080622	lip_sa	.00968232
		lg_sac	.00970018
		llanhus_sa	.00975329

En enkel måte å sammenligne VAREnes totalprestasjoner fra de to typene VARer, er å rangere alle CF-VAREne fra 1 til 20, så gjøre det samme for HP-VAREne, og deretter summere rangeringene. Den variabelen som da har den laveste rangeringen er den beste. Denne metoden finner at variabelen for kapasitetsutnyttelse (lfullcap) og import (limp) presterer best de to filtrene sett under ett.

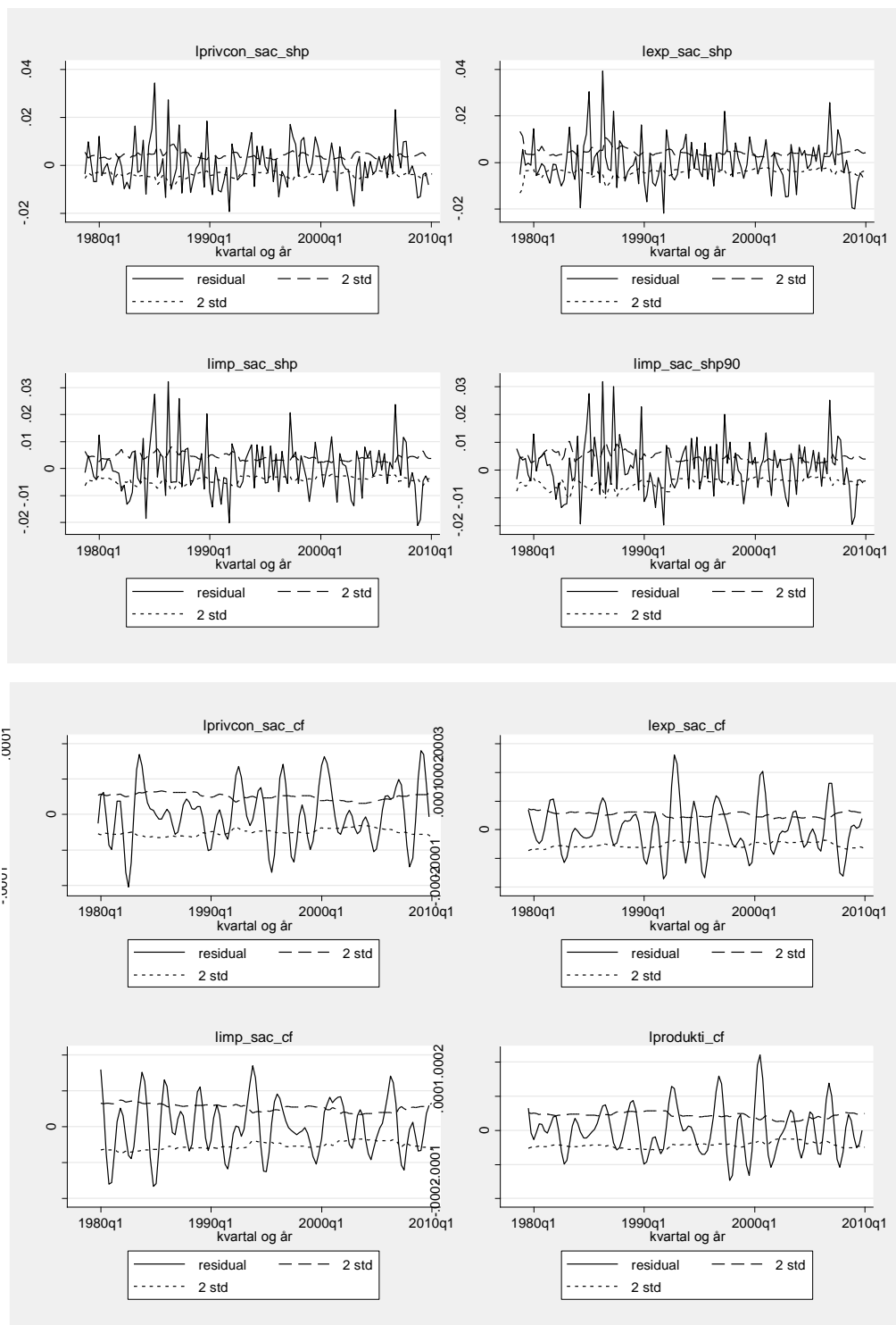
I tillegg til å se på rmse, kan det være svært nyttig å se på figurer av det virkelige og det predikerte bruttonasjonalproduktet. Dette vil gi en mer konkret vurdering av prediksjonevnen enn det rmse gjør. Figur 10.1 inneholder noen av prediksjonene fra de to filtrene. Resten av figurene er inkluderte i appendikset del D2.1.

Figur 10.1 – énperiodesprediksjon



Som vi ser treffer HP-prediksjonene forholdsvis bra, mens det med den skalaen som er brukt på grafene ikke er mulig å se forskjell mellom den reelle og den predikerte CF-serien. For å få et bedre inntrykk av avvikene mellom prediksjonene og det reelle, skal vi se på residualene for VAREne i figur 10.1. Disse residualene er gitt i figur 10.2, og igjen finnes grafene for de resterende VAREne i appendikset del D2.1.

Figur 10.2 – énperiodesprediksjoner, residualer



De forholdsvis horisontale linjene i figur 10.2 viser prediksjonenes standardavvik ganget med to. Under antagelsen om at residualene er normalfordelte, noe vi har sett ikke nødvendigvis er tilfellet, vil to ganger standardavviket omtrent gi et 95 % konfidensintervall. Gitt denne tilnærmingen er det kun de residualene som ligger utenfor de to linjene som er signifikant forskjellige fra null. Grafene indikerer at det er flere signifikante avvik mellom prediksjonene og de observerte verdiene for HP-VAREne, og dessuten ser vi at HP-VAREnes avvik er mange ganger større enn CF-avvikene.

Selv om CF-VAREne i følge rmse gir mer nøyaktige prediksjoner, er det ikke sikkert forskjellen i praksis betyr noe. Årsaken til dette er at vi ser av grafene at også HP-prediksjonene treffer godt og er i stand til å predikere hovedtrekkene i bnp-utviklingen. Det kan derfor virke som om hovedårsakene til avvikene er at HP-seriene inneholder mye mer småvariasjoner enn det CF-seriene gjør. Eksempler på hva disse korttidsfluktuationene kan være er tilfeldigheter, målefeil eller en sesongkomponent som ikke er fjernet. Da det ikke er interessant å predikere slike korttidsendringer, men snarere de lengre utviklingstrekkene, kan det synes som om HP-VAREne til tross for større avvik også er velegnet til å predikere bnp.

## 10.2 In sample-egenskaper – 20-periodersprediksjon

I dette avsnittet skal vi se nærmere på hvor godt VAREne er i stand til å predikere flere perioder frem i tid. Som vi har vært inne på gir modellene dagens verdier baserte på gårsdagens tallmateriale, noe som betyr at de i utgangspunktet kun kan predikere én periode frem i tid. Dette kan illustreres av ligningssettet vi så på da vi introduserte VAREne.  $y_t$ -ligningen representerer her bnp.

$$y_t = y_{t-1} + y_{t-2} + x_{t-1} + x_{t-2}$$

$$x_t = y_{t-1} + y_{t-2} + x_{t-1} + x_{t-2}$$

Til nå har prediksjonene utelukkende vært baserte på  $y_t$ -delen av ligningssettet, men dersom man skal predikere lenger enn dette må man også ta i bruk  $x_t$ -delen av VAREn. Gjennom å predikere både  $y$ - og  $x$ -verdiene kan man konstruere en såkalt dynamisk prediksjon der man lager prediksjoner av i overmorgen baserte på prediksjoner av i morgen.

For å se nærmere på disse langsiktige prediksjonsegenskapene har jeg brukt VARene til å predikere utviklingen i bnp fra første kvartal 2005 til fjerde kvartal 2009. Disse prediksjonene vil jeg evaluere på to måter. Jeg vil først beregne rmse-verdiene for denne perioden og kort sammenligne dem med rmse fra in sample-prediksjonene. Etter dette vil jeg grafisk sammenligne prediksjonene av bnp med faktisk bnp for perioden 2005 til 2009.

Som vi ser av tabell 10.2 er igjen CF-VARene de modellene som i følge rmse er best i stand til å predikere bnp. Dersom vi sammenligner rmse-verdiene med tilsvarende verdier for énperiodesprediksjonene, ser vi som forventet at disse verdiene er mye høyere. Dette skyldes den ekstra usikkerheten som kommer av at prediksjonene går flere perioder frem i tid.

Når det gjelder CF-VARene, ser vi at de fem beste til å predikere én periode frem fortsatt er i topp seks, men at prisindeksen for eneboliger (lnebo) har gått inn på tredjeplass. Det er generelt heller ikke store endringer i rangeringene for de andre CF-VARene, noe som tyder på at prediksjonsevnene i forhold til de andre modellene ikke endres stort når prognoselengden økes. For HP-VARene ser det derimot ut til å være større endringer, og kun én av topp fem kandidatene (industriindikatoren manuf) fra énperiodesprediksjonene er fortsatt blant de fem beste. Et interessant moment er at den desidert beste HP-VARen, modellen med lbolig, også er den desidert lengste av HP-VARene. Også to av de andre modellene med lavest rmse, produktivetsvariabelen (lprodukti) og kapasitetsutnyttelsesvariabelen (fullcap), er blant de lengste HP-VARene. Dette tyder på at HP-modellene helst bør ha en viss laglengde for å kunne gi gode prediksjoner i denne sammenhengen. For øvrig kan vi legge merke til at rmse for den beste HP-VARen er lavere enn for den dårligste CF-VARen, noe som betyr at CF-modellene som gruppe ikke lenger er bedre enn HP-modellene.

For å få et bedre inntrykk av hvor godt modellene egentlig predikerer og når avvikene oppstår, er skal vi igjen se på en grafisk fremstilling av prediksjonene. Denne er gitt i figur 10.3, og består av de samme VARene som vi så på i avsnitt 10.1. Grafene inkluderer det reelle bruttonasjonalproduktet, prediksjonene fra VARene og 95 % konfidensintervall<sup>28</sup> for prediksjonene. Som vi ser ligger den reelle verdien for alle VARene innenfor

---

<sup>28</sup> Konfidensintervallene for flerperiodeprediksjonene er baserte på en bootstrap-prosedyre med 300 repetisjoner. Årsaken til dette er at de asymptotiske konfidensintervallene i disse tilfellene ikke kunne beregnes.



konfidensintervallet, med unntak av noen av toppunktene. Dette er også tilfellet for de andre prediksjonene, som er inkluderte i appendikset del D2.2, og betyr at vi ikke kan påstå at det statistisk sett er forskjeller mellom de predikerte og de reelle verdiene. Til tross for dette vil en visuell sammenligning av de to bnp-verdiene gi oss et visst inntrykk av hvor gode prediksjonene er.

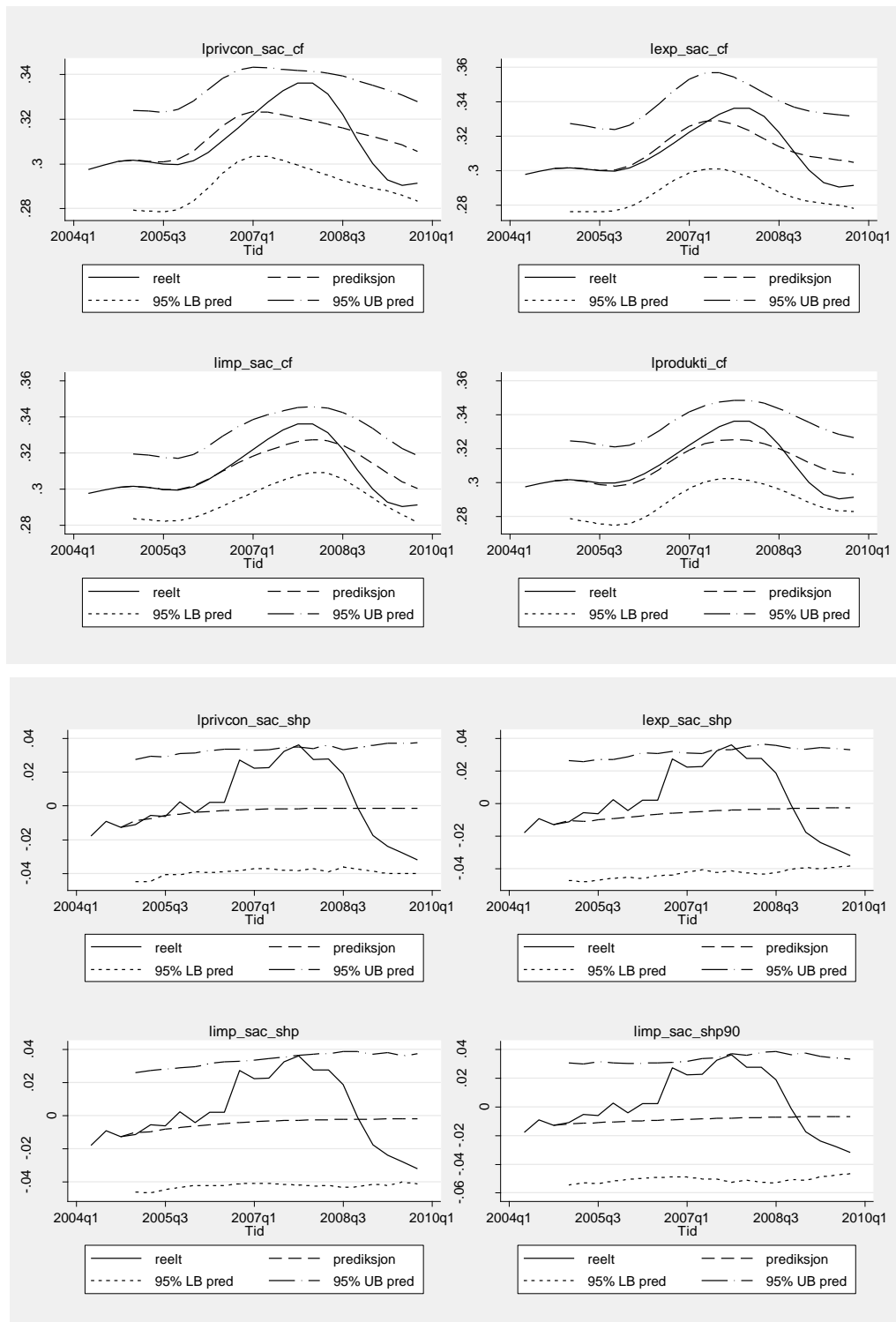
Tabell 10.2 - In sample 20 perioders prediksjon

Variabel	CF	Variabel	HP
lfullcap_sa	.00501698	lbolig	.0150025
lgoil_sac	.0061358	lprodukti	.01835428
lenebo	.00648139	lenebo	.01859303
lbnp_fasac	.00664531	lfullcap_sa	.02016597
limp_sac	.00755445	manuf_sa	.02021529
lg_c	.0075734	kons_eusa	.02042508
lexp_sac	.00792511	Inye_ordre	.02092623
lip	.00793616	lconstruct	.02099173
lprodukti	.00796905	konsvar_sa	.02113047
lghus_c	.00831181	kapvar_sa	.02121597
lprivcon_sac	.01004469	lprivcon_sac	.02153575
llanhus_sa	.01035173	limp_sac	.02219502
lbnp_us_sac	.01128995	lghus_sac	.02221938
lconstruct90	.01157686	lgoil_sac	.02240404
kons_eusa	.01171889	lbnp_fasac	.02264006
lbolig	.01195046	lbnp_us90	.02277603
konsvar	.01213713	lbnp_us_sac	.02283206
lconstruct	.01291464	lexp_sac	.02296417
manuf	.01357772	lip_sa	.02307834
kapvar	.01535631	lg_sac	.02312941
Inye_ordre	.01541043	llanhus_sa	.02320354
		lg_sac90	.02396151
		limp90	.02449585

La oss nå se nærmere på de fire HP-VAREne i figur 10.3, som er representative for resten av HP-VAREne. Det er tydelig at fra prediksjonene begynner i første kvartal 2005 til midten av 2006, er avvikene små. Imidlertid er dette også en periode der endringene i bnp er små, og vi ser at når det kommer en kraftig endring i bnp i slutten av 2006 blir avviket svært stort. HP-VAREne klarer heller ikke å forutse nedgangen i bnp som inntreffer i 2008. Det

bekymringsverdige i denne sammenhengen er hvor monotone prediksjonene er. De har alle en svak positiv utvikling i de første årene, før de ser ut til å flate ut og konvergere mot null. Det er klart at en slik utvikling på lang sikt er fullstendig urealistisk, og tyder på at modellene kanskje bør begrenses til å predikere rundt seks kvartal frem i tid.

Figur 10.3 – 20 perioders prediksjon



Et annet moment som må tas med i betraktningen er at bnp-utviklingen i begynnelsen av prediksjonsperioden som nevnt er forholdsvis stabil. Det er mulig at det er denne stabiliteten som gjør at prediksjonene treffer godt i denne perioden, og at HP-VARene hadde gitt heller dårlige prediksjoner dersom det var mer ustabilitet her.

La oss så se på CF-VARene. Disse er som gruppe mer heterogene enn HP-VARene, men alle har til felles at de gir gode prediksjoner for perioden frem til slutten av 2006 eller starten av 2007. Etter dette oppstår det større avvik mellom det predikerte og det virkelige bruttonasjonalproduktet, men vi ser igjen at avviket ikke er større enn at den reelle verdien ligger innenfor konfidensintervallet. I motsetning til HP-VARene klarer CF-VARene å fange opp både opp- og nedgangen i bnp-forløpet, noe som tyder på at modellene vil kunne være i stand til å predikere skift i konjunkturforløpet.

Særdeles interessante er kanskje VARer som har et vendepunkt før det virkelige bruttonasjonalproduktet. I en del sammenhenger vil det nemlig være spesiell interesse rundt prediksjonene av vendepunktene i konjunkturforløpet. På grunn av at de lange prediksjonene er noe usikre, bør man vente til det predikerte vendepunktet er nært i tid før man konkluderer med at det sannsynligvis kommer et skift i konjunktorene. Dersom man vet at vendepunktet til prediksjonene fra en bestemt VAR som regel kommer før det virkelige vendepunktet, kan man avvente situasjonen til vendepunktet modellen predikerer er nærme i tid. Det at modellen har et vendepunkt før det reelle skiftet i bnp, betyr nemlig at man allikevel vil få indikasjonen på et tidlig tidspunkt. Dersom man skal gjøre tilsvarende med modellene som har et vendepunkt etter det virkelige, kan man risikere at ventingen fører til at skiftet i konjunktorene inntreffer før man har kommet nært nok i tid til at man vil konkludere med at modellen sannsynligvis predikerer korrekt. Derfor vil VARene med vendepunkt før de reelle vendepunktene kunne være spesielt interessante.

### **10.3 Konklusjon – In sample**

Som vi så av énperiodesprediksjonene er alle VARene godt i stand til å beskrive utviklingstrekkene i bnp. Dette gjelder spesielt CF-VARene, men en god del av avvikene for HP-VARene skyldes nok korttidsfluktuasjoner, noe som ikke er så interessant som den generelle utviklingen. Siden VARene er konstruerte for å gi et estimat av i dag basert på

gårsdagens verdier er det ikke overraskende at énperiodesprediksjonene lå nært opp til den virkelige verdien, og i den grad modellene predikerte store avvik, korrigerter de seg raskt da verdiene som indikerte skift i bnp-utviklingen ble inkluderte i datagrunnlaget for predikeringene.

At modellene er gode på denne type prediksjoner er bra, da det i en rekke tilfeller vil kunne være interessant å predikere bnp én periode frem. Bruttonasjonalproduktet publiseres med flere måneders lag, så dersom man er interessert i å vite bnps konjunkturkomponent for forrige eller inneværende periode, kan det være nyttig å vite at en VAR-prediksjon vil kunne gi en god tilnærming. Imidlertid vil ikke en slik fremgangsmåte kunne si noe om fremtidig bnp, så dersom én er interessert i slikt må man predikere flere perioder frem i tid.

For disse prediksjonene viste det seg at HP-VARene gav gode prediksjoner i rundt seks kvartal frem i tid, mens tilsvarende tall for CF-VARene var omtrent åtte kvartal. Etter dette klarte HP-VARene verken å predikere opp- eller nedgangen i bnp-forløpet, mens CF-VARene klarte dette men med en liten tidsforskyvning i forhold til den virkelige utviklingen. Spesielt interessant var det kanskje at alle HP-VARene hadde omtrent den samme utviklingen – en svak positiv endring fulgt av en utflating i underkant av null – mens alle CF-VARene hadde en mer volatil utvikling. En sannsynlig forklaring på HP-VARenes prediksjoner er den korte laglengden. De aller fleste HP-VARene har en laglengde på to eller tre, mens CF-VARene for det meste har mer enn tre lags. Dersom vi ser på grafene for de to korteste CF-VARene, oppdager vi at spesielt forventningsindikatoren for industrivarer (manuf) har en utvikling som minner om HP-VARenes. Manuf-VARen predikerer i likhet med HP-VARene heller ikke oppgangen og ser ut til å beskrive den virkelige utviklingen dårlig. Den relativt dårlige prediksjonen bekreftes av at kun én av de andre CF-VARene har en høyere rmse-verdi.

Hvis vi så ser på den desidert lengste HP-VARen, ibolig med åtte lags, finner vi at denne virker å gi forholdsvis gode prediksjoner over hele femårsperioden. Utviklingen ligner de andre HP-modellene, men den inkluderer både en, riktignok svak, oppgang og nedgang. (Vær observant på at denne grafen har en annen skala på y-aksen enn de andre HP-VARene). De relativt gode prediksjonsferdighetene bekreftes av at ingen av de andre HP-VARene har en lavere rmse, og at to av CF-VARene har høyere rmse.

Disse resultatene antyder at de korteste CF-VAREne ikke gir like gode prediksjoner som de lengre, og at den lengste HP-VAREN gir de beste prediksjonene av HP-VAREne. Som følge av dette kan det være rimelig å anta at det kreves en viss laglengde for å kunne predikere bnp flere perioder frem i tid, selv om også den lengste HP-VAREN gir resultater som ser monotone ut. Det kan kanskje virke merkelig at HP-VAREne gir konvergerende resultat for de lengre prediksjonene når énperiodesprediksjonene treffer så bra som de gjør over hele datasettet. Årsaken til dette er at disse prediksjonene utelukkende er baserte på observerte verdier, noe som gjør at tallmaterialet unngår de konvergerende egenskapene som introduseres når prediksjonene baseres på prediksjoner.

Vi har også sett at de variablene som gir gode CF-prediksjoner ikke gir gode HP-prediksjoner, og omvendt; samt at overgangen fra rmse for én periode til 20 perioder fører til en god del endringer i den interne rangeringen av HP-VAREne men ikke CF-VAREne. Det er rimelig å anta at disse forskjellene mellom de to VAR-gruppene skyldes ulikheter i måten de filtrerer seriene på.

Til sist må jeg også presisere at konklusjonene om treffsikkerheten ved flerperiode-prediksjoner selvfølgelig kan tenkes å være svært ulike for forskjellige tidsperioder. Som nevnt kan det hende HP-VAREne hadde gitt dårligere prediksjoner i begynnelsen, dersom det var større variasjoner i bnp-forløpet i denne perioden.

## 10.4 Out of sample-egenskaper

Noen ganger er det slik at en modell passer bra til datasettet den er laget for, men viser seg å ha begrenset nytteverdi dersom man forlenger tidsseriene. Av den grunn skal vi her estimere VARer baserte på perioden før første kvartal 2005, og bruke disse resultatene til å predikere bnp for perioden 2005 til 2009.<sup>29</sup>

Når det gjelder valg av laglengde har jeg valgt å benytte samme laglengde som jeg kom frem til tidligere i teksten. Begrunnelsen for å ikke repetere prosessen i seksjon 9 for å komme frem til en passende laglengde for perioden før 2005, er at jeg ønsker å teste de modellene

---

<sup>29</sup> Dette betyr at prediksjonene på én periode vil være gitt med input fra de virkelige bnp-verdiene for perioden 2005-2009, men at modellen kun estimeres én gang basert på dataene før 2005. For de lengre prediksjonene vil alle prediksjonene være baserte på dynamiske prediksjoner av den typen som ble beskrevet i seksjon 10.2.

jeg har utarbeidet. Denne metoden skiller seg trolig noe fra den vanligste fremgangsmåten for å kontrollere out of sample-egenskaper. Det alminneligste er nok å velge laglengde for en VAR basert på en tidsserie frem til 2005, sjekke dennes out of sample-ferdigheter, og så bruke denne modellen til å predikere fremtidig utvikling. Med denne fremgangsmetoden går man i konstruksjonen av VARene imidlertid glipp av den informasjonen som ligger i tidsserien i perioden etter 2005, og i den grad modellen skal brukes til å predikere kommende forløp, bør også denne informasjonen nyttiggjøres. Det kan også nevnes at siden antallet observasjoner i perioden 2005 – 2009 er lavt sammenlignet med perioden før 2005, vil det nok ikke være stor forskjell i VARenes egenskaper.

Tabell 10.3 - Rmse én periode out of sample - CF

Variabel	05 OoS	05 Totalt	RMSE CF
lfullcap_sa	.0000143	.00001965	.00001933
lbnp_fasac	.00001819	.00002089	.00002062
lgoil_sac	.00001844	.00001681	.00001619
limp_sac	.00002087	.00001571	.0000149
lg_c	.00002165	.00001732	.00001659
lbolig	.00006016	.00003922	.00003734
lconstruct90	.00006479	.00005244	.00004527
lghus_c	.00006516	.0000476	.00004559
lconstruct	.000066	.00004947	.00004687
lprivcon_sac	.00007237	.00004303	.00003901
lprodukti	.000074	.00006898	.00006809
lbnp_us_sac	.00008433	.00005658	.00005356
kapvar	.00009421	.00006269	.00005456
lenebo	.00011225	.00006115	.00004171
lip	.00011837	.00009128	.00008619
lexp_sac	.00013391	.00008967	.00008266
llanhus_sa	.0001467	.00009252	.00008611
lnye_ordre	.000237	.00023198	.00022676
kons_eusa	.00040137	.00037843	.00035822
manuf	.00065602	.00082562	.00080622
konsvar	.00071356	.00077297	.00075429

### 10.4.1 Énperiodesprediksjoner

I dette avsnittet har jeg i tillegg til perioden før 2005 også underøkt modellenes out of sample-egenskaper på datasett som har observasjoner frem til 2006, 2007, 2008 og 2009. Rmse-verdiene for disse fire tidsperiodene finnes i appendikset – del D3.1 – og skiller seg lite fra 2005- og total-VARene. Tabell 10.3 inneholder resultatene fra CF-VARene baserte på tidsperioden før 2005, mens HP-VARene er gitt i tabell 10.4. Jeg har her beregnet to rmse-tall; et for hele perioden (05 totalt) og et for out of sample-perioden 2005 til 2009 (05 OoS). I tillegg er rmse-verdiene fra in sample énperiodesprediksjonene listet under kolonnen "RMSE CF" / "RMSE HP". VARene er sortert etter verdien for out of sample perioden, med de beste modellene øverst.

Vi ser at for alle VARene er 2005-tallene høyere enn for VARene basert på alle observasjonene. Det er rimelig å anta at mesteparten av denne forskjellen skyldes out of sample-delen, og denne antagelsen støttes av at rmse for denne delen er høyere enn de fleste av totaltallene. Imidlertid er ikke forskjellen vesentlig, og som vi også ser av grafene i appendikset del D3.2, har ikke det faktum at vi predikerer out of sample ført til nevneverdige endringer i prediksjonene.

Et annet interessant moment vi finner i grafene er at alle out of sample-prediksjonene fanger opp den siste konjunkturedringen i 2008-2009. Dette tyder på at den siste konjunkturedgangen ikke var så spesiell at VARene ikke klarte å predikere den. Som følge av dette kan det virke som om modellene er i stand til å kunne forutse konjunkturvendepunkt som ligger utenfor det datasettet de er estimerte for. Imidlertid er det viktig å huske på at disse prediksjonene er dagens verdi basert på gårsdagens tall – prediksjonene er med andre ord kun én periode frem i tid. Dessuten ser vi av residual-grafene i appendikset at alle prediksjonene, med unntak av forventningsindikatorerne for CF-VARene, inneholder forholdsvis store negative avvik i perioden 2008-2009. Negative avvik betyr at modellene predikerte en høyere verdi enn det observerte bruttonasjonalproduktet, og tyder på at modellene kanskje ikke klarte forutse konjunkturedringen. Likevel viser altså grafene liten forskjell mellom predikert og observert verdi. Dette indikerer at disse modellene, i likhet med VARene baserte på tidsperioden frem til utgangen av 2009, responderer svært hurtig på endringer i bnp-utviklingen slik at prediksjonene raskt blir treffsikre igjen. Dessuten er avvikene ved konjunkturvendepunktene svært små, til tross for

at de er signifikante, og baserte på rmse og grafene virker det som om modellene både er i stand til å beskrive datasettet og verdier utenfor datasettet rimelig bra. Gitt at det kun er snakk om prediksjoner for én periode.

I forhold til in sample-resultatene i del 10.1, ser vi at rangeringene av VARene ikke har endret seg nevneverdig. Kapasitetsutnyttelsen (lfullcap) og investeringsvariablene (lg og lgoil) er fortsatt blant de beste CF-VARene, mens forventningsindikatorene dominerer blant HP-VARene.

Tabell 10.4 - Rmse én periode out of sample - HP

Variabel	05 OoS	05 Totalt	RMSE HP
manuf_sa	.00767963	.00770271	.0075962
lfullcap_sa	.00861583	.00859903	.00854972
kapvar_sa	.0089472	.00823671	.00804486
lprivcon_sac	.00896883	.00897841	.00890693
konsvar_sa	.00900245	.00808347	.00797138
Inye_ordre	.00906917	.00747026	.00734802
lconstruct	.0096351	.00929276	.00916511
limp90	.01010095	.00835504	.00825814
lbnp_us_sac	.01015997	.00961737	.00954798
lghus_sac	.01037924	.00953483	.00942994
lprodukti	.0104311	.00933723	.00918276
limp_sac	.01050246	.01142592	.00916835
lbnp_fasac	.01055294	.00974017	.00966978
lenebo	.01062476	.00863436	.00844943
lg_sac90	.01068179	.00871788	.00856197
lbnp_us90	.01070385	.00878565	.00838154
lg_sac	.01078838	.00973456	.00970018
lgoil_sac	.01107517	.00929166	.009244
lip_sa	.01111084	.00972993	.00968232
llanhus_sa	.0111365	.00980551	.00975329
lexp_sac	.01142592	.00972257	.00959356
kons_eusa	.01193866	.00905638	.00820677
lbolig	.01202108	.00955982	.00938656

#### 10.4.2 Out of sample-egenskaper – 20-periodersprediksjon

Vi skal her gjøre det samme som for "In sample egenskaper – 20-periodersprediksjon" i seksjon 10.2, men VARene vil være estimerte på bakgrunn av tidsperioden før 2005. Tabell 10.5 inneholder rmse-verdier baserte på femårsprediksjoner for 2005 – 2009. Kolonnene



”CF/HP out S” viser rmse fra VARer estimert med data fra perioden før 2005, mens ”CF/HP in s” gir verdier fra modeller estimert med data for hele tidsperioden. Dette betyr at sistnevnte kolonne angir de samme verdiene som vi så på i seksjon 10.2. Modellene er sortert etter out of sample prediksjonene ”CF out S” og ”HP out S”. Vi ser at i de fleste tilfellene gir VARene baserte på perioden før 2005 dårligere prediksjoner, men at forskjellene målt i rmse er små. Den grafiske fremstillingen av disse prediksjonene er også forholdsvis lik 20 perioders prediksjonene fra del 10.2, og er av den grunn ikke inkludert i appendikset.

Tabell 10.5 - Rmse out of sample 20 perioder

Variabel	CF out S	CF in s	Variabel	HP out s	HP in s
lenebo	.00675881	.00648139	lbolig	.01677347	.0150025
lfullcap_sa	.00702662	.00501698	lenebo	.01867396	.01859303
lbnp_fasac	.00810555	.00664531	lprodukti	.01976574	.01835428
lexp_sac	.00916035	.00792511	manuf_sa	.02125135	.02021529
lgoil_sac	.00964708	.0061358	lfullcap_sa	.02187067	.02016597
lg_c	.01000249	.0075734	lgoil_sac	.02191779	.02240404
lghus_c	.01007634	.00831181	lnye_ordre	.02198169	.02092623
lip	.01013756	.00793616	konsvar_sa	.02228042	.02113047
lprivcon_sac	.010268	.01004469	lprivcon_sac	.02230158	.02153575
lprodukti	.01030657	.00796905	kons_eusa	.02274948	.02042508
kons_eusa	.01104718	.01171889	limp_sac	.02278201	.02219502
lbnp_us_sac	.0110643	.01128995	lconstruct	.02284662	.02099173
limp_sac	.01119852	.00755445	lg_sac	.02291852	.02312941
llanhus_sa	.01230686	.01035173	lbnp_us_sac	.02303436	.02283206
konsvar	.01332551	.01213713	lbnp_fasac	.0230471	.02264006
lconstruct	.01348289	.01291464	kapvar_sa	.02313137	.02121597
lconstruct90	.01476617	.01157686	lip_sa	.02325381	.02307834
lbolig	.01496386	.01195046	llanhus_sa	.0232791	.02320354
lnye_ordre	.01605943	.01541043	lg_sac90	.02372462	.02396151
manuf	.01612064	.01357772	lexp_sac	.02382955	.02296417
kapvar	.01688998	.01535631	lghus_sac	.02433135	.02221938
			limp90	.02478472	.02449585
			lbnp_us90	.02512121	.02277603

Et interessant moment er at det ikke er store forskjeller i rangeringen mellom in og out of sample modellene. De beste modellene i in sample-seksjonen 10.2 er fortsatt de beste modellene. Her er det riktignok ett unntak. CF-VARen med import (limp) har en markant

høyere rmse-verdi for out of sample VARen, og har falt fra en topplassering i seksjon 10.2 til knapt middels her. Årsaken til dette er sannsynligvis at det skjer noe spesielt i perioden fra 2005 og fremover som bryter med den tidligere situasjonen. Det viser seg at importen til Norge i begynnelsen av 2008 begynte å falle svært kraftig, noe som også kommer til uttrykk i det sterke fallet i den filtrerte serien i figur 7.1. Det kan hende at det er denne hendelsen som fører til at out of sample-VARen er så mye dårligere. I så fall er dette en god illustrasjon på at modeller tross alt bare er et bilde av virkeligheten, og at uventede hendelser kan føre til at modellenes prognoser ikke treffer bra. Imidlertid er det knapt en forskjell mellom de to HP-variantene av import-VARen, og det kan synes som om dette momentet ikke får spesiell betydning for HP-VARen. Vi kan også legge merke til at den prosentvise økningen i rmse fra in til out of sample, for det meste er større for CF-VARene enn for HP-VARene. Dette kan tyde på at HP-VARene relativt sett er bedre enn CF-VARene til å prognostisere out of sample, men det er her viktig å huske på at HP-VARene, med unntak av den med lavest rmse, likevel har høyere rmse-verdier enn alle CF-modellene.

Avslutningsvis skal vi se på prisindeksen for eneboliger, lenebo. Denne variabelen gir den beste CF-VARen målt etter rmse, og den nest beste HP-VARen. For in sample-seksjonen var tilsvarende rangering nummer tre blant begge modellgruppene. Dette virker kanskje noe overraskende. Én skulle tro at det private konsumet, som utgjør en stor andel av bnp, skulle gitt en modell som ville plassert seg best. I seksjon 8 så vi dessuten at konjunkturkomponenten til det private konsumet hadde den høyeste korrelasjon med bnp. Allikevel er det altså en prisindeks for eneboliger som gir de beste prediksjonene. En mulig forklaring på dette er at boligmarkedet, som eneboligmarkedet er en sentral del av, er et av de største markedene i Norge. Spesielt viktig er boligmarkedet for privatpersoner, da kjøp / leie av bolig nok er det elementet som medfører den desidert største investeringen for denne gruppen. Følgelig bør prisutviklingen, gitt at vi ser bort fra tilbudssiden, reflektere hva privatpersoner disponerer, og forventer å disponere, til investeringer, samt deres forventninger til den nåværende og fremtidige bolig- og konjunkturutviklingen.<sup>30</sup> Det kan tenkes at det er disse elementene som gjør at VARene blir gode, men dersom boligmarkedet

---

<sup>30</sup> Gitt at privatpersonene var helt rasjonelle, ville den fremtidige konjunkturutviklingen spilt mindre rolle. Årsaken til dette er at et boliglån typisk går over minst 20 år, noe som betyr at effekten fra konjunktorene jevnes ut. Imidlertid er det nok slik at de fleste har et heller kortsiktig syn, blant annet ved at man ved kjøp av bolig vektlegger jobbtryggheten i dag og nærmeste fremtid, fremfor en vurdering av den samlede jobbtryggheten over hele lånets nedbetalingstid.

enger seg for å predikere konjunkturutviklingen, burde også prisindeksen for nye ordre for boligbygging (lbolig) gitt gode resultat. Dette er tilfellet for HP-VAREne, der lbolig er den beste modellen, men for CF-VAREne er denne variabelen blant de dårligste. Et annet moment som gjør at vi skal være forsiktige med å si at lbolig gir spesielt gode prognoser, er at denne HP-VAREN som nevnt er den desidert lengste, noe som kan ha ført til de gode prediksjonene relativt til de andre HP-VAREne.

#### **10.4.3 Out of sample – konklusjon**

Disse resultatene har i stor grad vært av samme karakter som for in sample-resultatene. Rmse-verdiene er svært lave for prediksjonene én periode frem, og en god del høyere for flerperiodeprediksjonene. De lange prediksjonene har et konfidensintervall som med få unntak inkluderer den virkelige verdien gjennom hele den predikerte perioden, og det virker som om også disse VAREne er i stand til å gi gode prediksjoner for de neste seks til åtte kvartalene.

### **10.5 Konklusjon**

Den beste modellen totalt sett, dvs in og out of sample for én og 20 perioder for begge filtrene, ser ut til å være kapasitetsvariabelen (lfullcap). VAREne med denne rangeres blant de bedre modellene i alle tilfellene. I forhold til å predikere over lengre tidsrom, ser det ut til at eneboligprisindeksen (lenebo) gir de beste prediksjonene. Denne gir gode resultat for både in og out of sample prediksjonene. Tabell 10.6 viser VAREnes rankinger etter rmse for hver av tabellene i seksjon 10. Benevnelsen "T10.X" angir hvilken tabell rankingen er hentet fra, mens bokstavene C og H står for CF og HP. "L" angir at dette er rankingen fra en av prediksjonene på 20 perioder. Kolonnen "Samlet" viser summen av hver variabels rangeringer, og gir en indikasjon på hvilken modell som samlet sett er den beste. Vi ser som forventet at variabelen for kapasitetsutnyttelse klart peker seg ut med jevnt over gode rangeringer. Denne er, som nevnt i seksjon 2, en av OECDs ledende indikatorer for Norge og antyder at én kanskje også burde undersøke prediksjonene fra VARer med OECDs andre ledende norske indikatorer, da det er godt mulig at også disse vil kunne gi gode prognoser.

Tabell 10.6 - VAR-ranking

	CT10.1	CT10.3	CT10.2L	CT10.5L	HT10.1	HT10.4	HT10.2L	HT10.5L	Samlet
lfullcap_sa	4	1	1	2	7	2	4	5	26
lenebo	8	13	3	1	6	13	3	2	49
lgoil_sac	2	3	2	5	12	15	14	6	59
limp_sac	1	4	5	13	10	11	12	11	67
lprivcon_sac	7	9	11	9	8	4	11	9	68
lprodukti	13	10	9	10	11	10	2	3	68
lbnp_fasac	5	2	4	3	17	12	15	15	73
lbolig	6	6	15	17	13	20	1	1	79
lg_c	3	5	6	6	19	14	19	13	85
lconstruct	10	8	17	16	9	7	8	12	87
manuf	20	19	18	19	2	1	5	4	88
lghus_c	9	7	10	7	14	9	13	20	89
lnye_ordre	17	17	20	18	1	6	7	7	93
konsvar	19	20	16	15	3	5	9	8	95
kapvar	12	12	19	20	4	3	10	16	96
lbnp_us_sac	11	11	13	12	15	8	16	14	100
kons_eusa	18	18	14	11	5	19	6	10	101
lexp_sac	14	15	7	4	16	18	17	19	110
lip	16	14	8	8	18	16	18	17	115
llanhus_sa	15	16	12	14	20	17	20	18	132

Intuitivt virker det fornuftig at en variabel for kapasitetsutnyttelse skal kunne gi solide prediksjoner, fordi produksjonen i det store flertallet av bedriftene naturlig nok varierer med konjunktorene. Dersom en høy andel av de spurte bedriftene produserer på full kapasitet, er det rimelig å anta at både tilbudet og etterspørselen etter varer og tjenester generelt er høy i Norge, noe som betyr at økonomien er inne i en oppgangskonjunktur. Vi så for øvrig i seksjon 8 at korrelasjonen mellom bnp og kapasitetsutnyttelsen var i overkant av 0,7 for begge filtrerene, noe som var blant de desidert høyeste korrelasjonene.

Den nest beste variabelen er prisindeksen for eneboliger, som vi så på i avsnitt 10.4.2. Vi var da også inne på at det kanskje var litt merkelig at nye ordre-indikatoren for boliger (lbolig) ikke presterte like bra. I tabell 10.6 ser vi at variabelen for verdien av lån til nye boliger (llanhus) gir de desidert dårligste modellene. Det virker rimelig å anta at det skulle være en forholdsvis sterk nærhet mellom konjunkturprognosene fra disse tre variablene, siden de alle er relaterte til boligmarkedet, men dette viser seg altså å ikke være tilfellet.

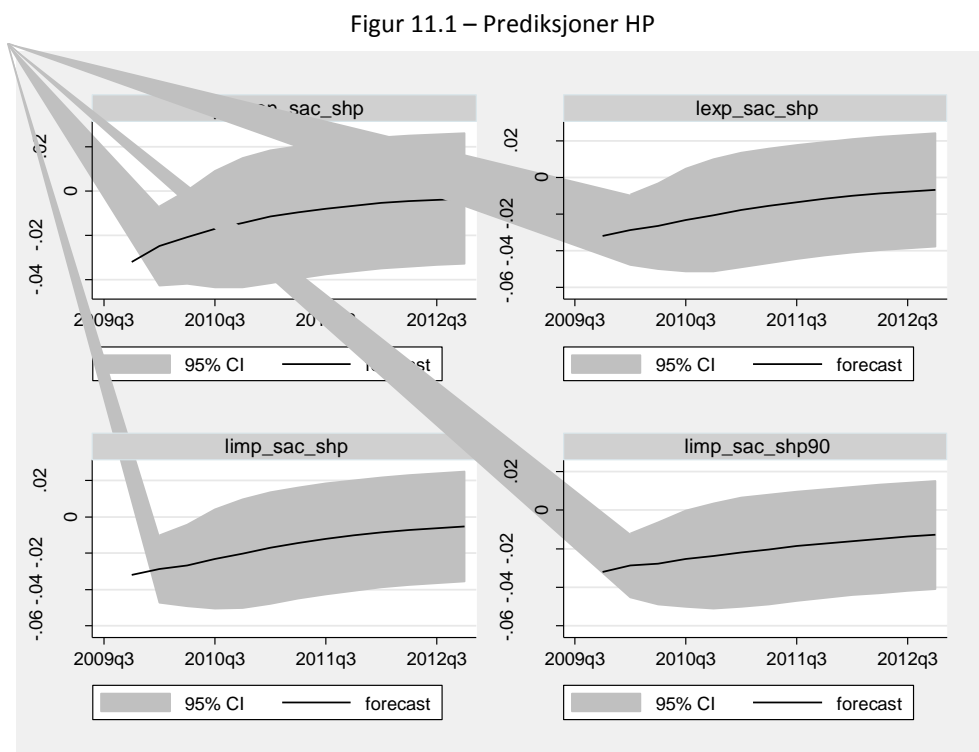
Alt i alt virker det som om modellene kan være i stand til å predikere fremtidig bnp på en tilfredsstillende måte. Denne konklusjonen er først og fremst basert på en visuell sammenligning av prognosene med bnps realiserte konjunkturkomponent, og viste at både in og out of sample-egenskapene var gode. Ved hjelp av rmse-verdiene har vi sett på hvilke av modellene som ser ut til å gi de beste prediksjonene, og kommet frem til at dette er modellene med kapasitetsutnyttelse og prisindeksen for eneboliger. Avslutningsvis vil jeg understreke at selv om VARene baserte på disse variablene generelt ser ut til å være de beste med ulike filtre og prediksjonslengder, så er det ingen garanti for at de vil være det for andre tidsperioder. Det er derfor viktig å se på mer enn én enkelt VAR når én skal si noe om den fremtidige utviklingen.

## 11. Prediksjoner – Tiden fremmover

Vi har nå sett at modellene beskriver utviklingen i Norges bruttonasjonalprodukt forholdsvis godt. I denne seksjonen skal vi se på modellenes prediksjoner for fremtidig bnp-forløp. Som vi har vært inne på vil prediksjoner av i overmorgen være baserte på prediksjoner av i morgen, og som følge av denne fremgangsmåten vil prediksjonene naturlig nok bli mer og mer usikre jo lenger frem i tid man predikerer. Av den grunn har jeg valgt å begrense lengden på prediksjonene til 12 kvartal. Vi vil først se på prediksjonene fra HP-VAREne og deretter CF-VAREne.

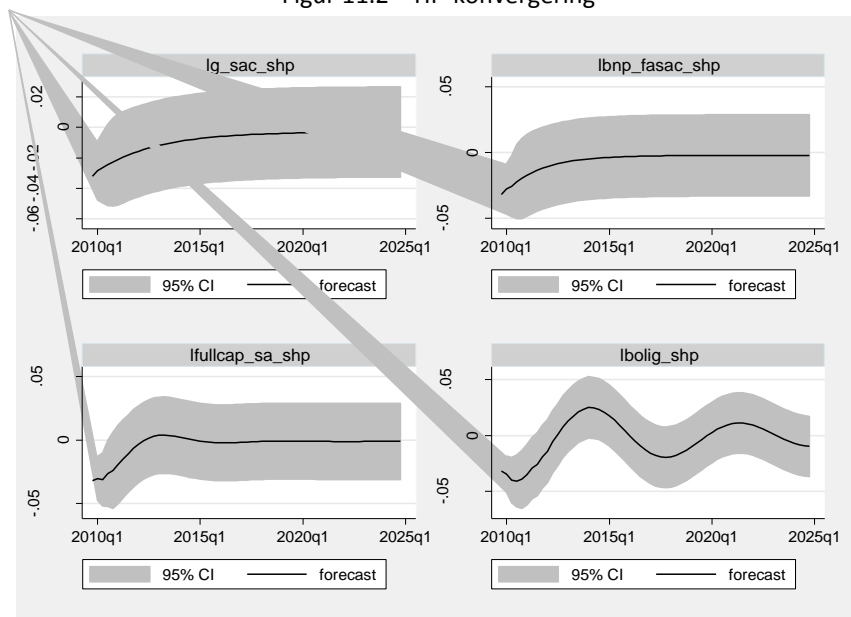
### 11.1 Hodrick-Prescott-vektorautoregresjonene

Figur 11.1 viser prediksjonene for fire av HP-VAREne. Som vi ser indikerer alle en svak, men jevnt positiv konjunkturutvikling i bnp over de neste årene. Med tanke på at det tidligere forløpet har vært preget av en del opp- og nedturer, synes denne utviklingen kanskje å være noe urealistisk over et såpass langt tidsrom. Dessuten ser det ut til at konjunkturkomponenten av bruttonasjonalproduktet i alle tilfellene konvergerer mot null, noe som jo er enda mer urealistisk.



Dette kjennetegner i større eller mindre grad også alle de andre HP-VAREne (se appendikset del E1), og er de samme resultatene vi så da vi studerte modellenes egenskaper tidligere. Denne utviklingen bekrefter mistanken om at HP-VAREne har for kort laglengde til å kunne fange opp det reelle forløpet. For å ta en kikk på dette fenomenet kan vi forlenge antall prediksjoner fra tre år til femten år. Dermed vil vi kunne se om mønsteret brytes, eller om prediksjonene faktisk konvergerer mot null. I figur 11.2 er det inkludert VARer med prediksjoner 15 år frem i tid, og med laglengdene 2, 3, 4 og 8 fra øverst til venstre i figuren. Her ser vi klart at de tre VAREne med kort laglengde går mot verdien null, mens den lange VAREN viser en utvikling som inkluderer høy- og lavkonjunkturer, og som derfor virker mer troverdig. Jeg må presisere at 15 år er for langt frem i tid til at den siste delen av prediksjonene er pålitelig, men poenget her er å undersøke om VAREne konvergerer mot null eller ikke, og denne forlengingen gjør mønsteret enda tydeligere: I de første årene er det en svak positiv utvikling, før veksten blir lavere og lavere og konvergerer mot en predikert verdi på null.

Figur 11.2 – HP-konvergering

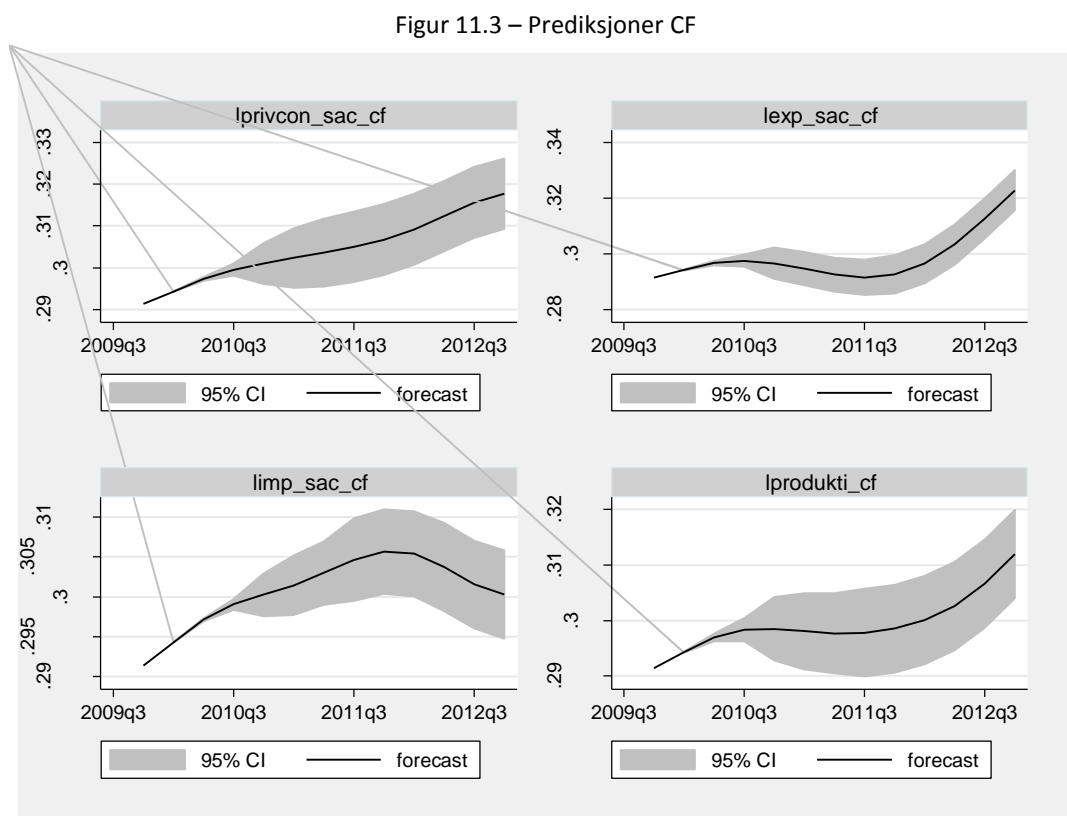


I seksjonen om modellegenskaper har vi sett at HP-VAREne beskriver datasettet godt, men at det er tendenser til en konvergering mot null. Denne konvergeringen har vi nå fått bekreftet, noe som gjør det uklart hvor gode de lengre prediksjonene er. Fordi 15 år uansett er for langt frem i tid til at en slik modell vil gi et pålitelig anslag på bnp, blir spørsmålet om denne konvergeringen også gjør de tidligste verdiene upålitelige. Av grafene ser vi at de predikerte verdiene flater ut ved null rundt første kvartal 2015, og det synes derfor som om

det maksimale man kan predikere må være under fem år. Vi har tidligere sett at modellene predikerte tilfredsstillende rundt seks kvartal fremover, mens vi vet at modellene predikerer godt ett kvartal fremover. Spørsmålet her er om årsaken til at modellene predikerte brukbart i seks kvartal skyldes at det ikke var store endringer i bnp-utviklingen i denne perioden, eller om prediksjonene også i mer turbulente tider vil kunne gi tilfredsstillende resultater i litt over ett år. Dette er noe det er vanskelig å si noe om.

## 11.2 Christiano-Fitzgerald-vektorautoregresjonene

Figur 11.3 viser prediksjonene for fire av CF-VARene. (Se appendikset del E2 for de resterende). Vi ser at disse prognosene er mye mindre monotone, og dermed klart skiller seg fra tilsvarende prognoser fra HP-VARene.



Den høyere volatiliteten i seriene tyder ikke nødvendigvis på at prediksjonene er bedre enn de fra HP-VARene, men de inneholder ikke den samme konvergeringen mot null, noe som er en fordel. I tillegg er CF-prediksjonene som gruppe mer heterogene, og det kan derfor være interessant å se nærmere på noen av dem. De fleste prognosene viser en positiv utvikling gjennom mesteparten av 2010, men etter dette er det en rekke forskjeller. VARen for privat



konsum viser at nedgangskonjunkturen er bak oss, og at det vil bli en jevn og positiv utvikling over de neste årene. Eksport- og produktivets-VAREne tegner et annet bilde; med en oppgang gjennom starten av 2010 fulgt av en kortvarig tilbakegang / utflating i 2011 og deretter en sterk oppgang sammenlignet med konsum-VAREn. VAREn for import viser et tredje mulig forløp med en oppgang frem til årsskiftet 2012-2013, og etter dette en ny nedgangskonjunktur. I motsetning til HP-VAREne er det ikke mulig å beskrive noen av disse treårsscenarioene som urealistiske, og hvilken utvikling man velger å stole på er avhengig av hvilke preferanser man har. En mulighet er å plukke ut de VAREne man mener er best egnet til å predikere utviklingen, og se om disse samlet gir et bestemt forløp. En slik utvelgelse kan for eksempel baseres på kausalitet, altså hvilke variabler man tror er av en slik karakter at de kan påvirke bnp, eller modellseleksjonskriteria som rmse. Dessuten kommer selvfølgelig informasjon fra en rekke andre kilder, som ledende konjunkturindikatorer og kvalitative analyser.

I tillegg til selve prediksjonene kan vi legge merke til at konfidensintervallene for flere av CF-VAREne er forholdsvis små sammenlignet med HP-VAREnes. Dette skyldes sannsynligvis at feilleddene inneholder en del autokorrelasjon. Av den grunn bør man nok ikke fokusere for mye på konfidensintervallene, selv om de riktignok kan gi en viss indikasjon av usikkerheten i prediksjonene. Når det er sagt, er det viktig å huske på at heller ikke HP-VAREnes konfidensintervall nødvendigvis er pålitelige. Årsaken til dette er som diskutert at det ikke er sikkert at estimatene er normalfordelte, noe beregningen av konfidensintervallet forutsetter.

### **11.3 Strukturforskjeller**

I seksjon 6 brukte vi en enkel regresjonstest for å se om vi burde dele noen av tidsseriene i to perioder. Vi kom frem til at tre av HP-seriene burde deles, nemlig det amerikanske bruttonasjonalproduktet, import og investeringene, mens én av CF-seriene, byggingsindeksen, burde deles. Vi skal her se kort på om denne delingen førte til forskjeller i prediksjonene.

Importseriene er inkludert i figur 11.1, og vi ser at det i praksis ikke er en forskjell mellom de to VAREne. Det samme gjelder for investeringsserien. For de to siste seriene er det imidlertid

noen ulikheter. Veksten til prediksjonene fra VARen basert på den amerikanske verdiskapningen etter 1989 har en sterkere vekst og tidligere utflating enn VARen estimert på hele tidsperioden, mens CF-VARen etter 1989 har et vendepunkt i slutten av prediksjonsperioden som det ikke er klart at VARen for hele perioden har. Imidlertid er ikke disse forskjellene spesielt store, alle ligger innenfor 95 % konfidensintervallet, og det virker som om det ikke var noe å vinne på å gjøre denne oppdelingen av periodene.

Siden jeg tidligere har vært inne på at konfidensintervallene ikke nødvendigvis er helt pålitelige, skal vi kort ta en nærmere kikk på om dette kan være avgjørende for konklusjonen ovenfor. La oss ta CF-VARen først. Denne har normalfordelte feilledd med en god del autokorrelasjon. Konsekvensene av dette er at konfidensintervallene sannsynligvis blir for små. Siden forskjellene allikevel ikke er større enn at de ligger innenfor intervallet, kan vi stole på konklusjonen for Iconstruct-VARen.

Import- og USA-VARene har begge normalfordelte feilledd og liten autokorrelasjon, følgelig er konfidensintervallene OK. For investerings-VARen er situasjonen noe annerledes, fordi denne har feilledd som ikke er normalfordelte. Dette gjør at konfidensintervallet sannsynligvis ikke er helt troverdig, men tatt i betraktning av at differansene mellom de to prediksjonene er så liten som den er, er det ingen grunn til å tro at det er forskjeller mellom de to VARene heller.

Det synes derfor som om det ikke er noe poeng i å kontrollere for strukturendringer før man konstruerer denne typen modeller. En mulig forklaring på dette er at jeg har sett på konjunkturkomponentene og ikke de ufiltrerte seriene. Følgelig får endringer i det lang- og kortsiktige forholdet mellom bnp og de andre variablene ikke betydning for VARene. Imidlertid kan det godt tenkes at denne mangelen på ulikheter fra VARene basert på ulike tidsperioder gjelder spesifikt for mine variabler, og ikke kan generaliseres. Et siste moment er at flere av VARene baserte på tidsperioden etter årsskiftet 1989/90 gav rmse-verdier som var blant de dårligste for de lange prediksjonene.

## **11.4 Oppsummering**

Vi skal her se på en samlet vurdering av VARene for å si noe om forventet fremtidig konjunkturutvikling. I seksjon 10, hvor vi testet modellegenskapene, fant vi at HP-VARenes

flerperiodeprediksjoner gav ok resultat i rundt seks kvartal, mens tilsvarende tall for CF-VAREne var åtte kvartal. Av den grunn skal vi begrense oss til å se på modellenes seks til åtte første prediksjoner. De fleste av variablene har sine siste observasjoner i fjerde kvartal 2009, noe som betyr at modellenes første prediksjoner er for første kvartal 2010, og vi skal se på de predikerte verdiene frem til starten av 2011.

Med få unntak predikerer HP-VAREne en svak oppgang i denne perioden. For CF-VAREne er situasjonen som nevnt mer kompleks, men et fellestrekk er en oppgang i de første kvartalene av 2010. Det synes dermed klart at VAREne samlet sett predikerer en positiv utvikling i starten av 2010. I mai 2010 ble anslagene for bnp i første kvartal publisert av Statistisk Sentralbyrå (SSB). Disse tallene tyder på at den sesongjusterte endringen i bnp for fastlands-Norge var 0,1 %. For å kunne sammenligne dette tallet med resultatene fra prediksjonene, burde jeg ideelt sett ha filtrert ut konjunkturkomponenten; men når det er snakk om en endring på kun ett kvartal er det klart at trendutviklingens betydning er svært liten. På bakgrunn av dette mener jeg tallet vil gi en indikasjon på konjunkturutviklingen i første kvartal som kan sammenlignes med prediksjonene. Siden bnp-veksten er svakt positiv, samfaller dette med modellenes prediksjoner om en svak positiv utvikling i begynnelsen av 2010. Dette tyder på at VAREne i alle fall i starten gir OK prediksjoner.

For å få et inntrykk av modellenes lengre prediksjoner i forhold til andre prognoser, skal vi også sammenligne dem kort med tall fra Norges Bank (NB) og SSB. I Pengepolitisk rapport 1/10 utgitt i slutten av mars, skriver NB at de venter at "veksten i norsk økonomi tar seg gradvis opp" i resten av inneværende år, mens SSBs prognose fra februar 2010 indikerer en vekst i fastlands-bnp for 2010 på 2,0 %. I begge tilfellene antydes det altså en svak konjunkturoppgang gjennom 2010. Dette betyr at i den grad man betrakter NBs og SSBs anslag som sannsynlige, ser det ut til at VAREne som er estimert i denne oppgaven vil kunne egne seg til å predikere konjunkturforløpet det neste året.

Vi skal nå se nærmere på noen av modellene, og vi begynner med de to konsum-VAREne. Som vi husker viste både eyeballing- og korrelasjonsseksjonen at privat konsum er sterkt knyttet til bruttonasjonalproduktet, og det kan derfor være interessant å vie nettopp disse litt ekstra oppmerksomhet. HP-VAREN viser en utvikling som ikke skiller seg stort fra de andre HP-modellene, selv om utviklingen kanskje er blant de sterkere gjennom 2010. CF-

VAREn for privat konsum viser, som en av få, en jevn sammenhengende oppgang gjennom hele prediksjonsperioden, det vil si ut 2012. Dette skyldes sannsynligvis den sterke veksten som var i privat konsum gjennom de tre siste kvartalene i 2009, hvor økningen var større enn fallet i periodene før. Det private konsumet var for øvrig en svært viktig bidragsyter til at bnp for første kvartal 2010 viste en oppgang. (SSB) Dette nære forholdet mellom bnp og privat konsum gjør at disse VAREne kanskje bør vies ekstra oppmerksomhet, noe som underbygges av at modellene jevnt over presterte brukbart i seksjon 10 og er blant de øverste i tabell 10.6.

Avslutningsvis skal vi se på de to VAREne som i seksjon 10 jevnt over presterte best, modellene med kapasitetsutnyttelse og prisindeksen for eneboliger. De to HP-VAREne skiller seg lite fra de andre HP-modellene, og indikerer en svak men positiv utvikling gjennom 2010 og begynnelsen av 2011. CF-VAREn med eneboligindeksen viser også en svak positiv utvikling, mens modellen med kapasitetsutnyttelse viser et svakt positiv forløp frem til slutten av 2010 da modellen indikerer en utflating. Totalt sett virker det som om også disse VAREne viser det samme forløpet – en svak positiv utvikling gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011.

## 12. Konklusjon

Formålet med denne utredningen var å kunne si noe om forventet fremtidig konjunkturutvikling i Norge. I dette arbeidet har jeg sett på en rekke økonomiske tidsserier, og for å kunne fokusere på konjunkturkomponenten i disse seriene har jeg benyttet meg av tidsseriefiltre som er i stand til å skille ut denne komponenten. Da det er ønskelig å kunne benytte seg av de nyeste observasjonene i hver av tidsseriene, falt valget av filtre på Hodrick-Prescott-fileret (HP-fileret) og Christiano Fitzgerald-fileret (CF-fileret). Korrelasjonsanalyser og visuell sammenligning viste at det er en forholdsvis nær sammenheng mellom konjunkturkomponentene til bnp og de andre seriene. Tilsvarende analyser av hver enkelt serie filtrert med de to ulike filtrene, viste at det gjennom mesteparten av tidsperioden også var en nær sammenheng mellom når de to filtrene identifiserte konjunkturopp- og -nedganger. Imidlertid var det også en klar forskjell mellom filtrene – HP slapp gjennom mye kortfrekvent støy som CF klarte å filtrere bort.

I selve utarbeidelsen av prediksjonene for konjunkturutviklingen valgte jeg å fokusere på vektorautoregresjoner, fordi en slik tilnærming ikke krever at man tar i bruk en underliggende økonomisk teori. For å velge laglengde til disse regresjonene benyttet jeg meg av informasjonskriteriet BIC, før jeg diagnostiserte VARenes stabilitet samt autokorrelasjon og normalitet i feilleddene. Etter justeringer for disse tre momentene endte jeg opp med laglengder på rundt tre for HP-VAREne, og rundt syv for CF-VAREne. Begge gruppene av VARer hadde, til tross for justeringene, noen mangler. CF-VAREne var preget av autokorrelasjon, noe som etter all sannsynlighet gjør konfidensintervallene til prediksjonene for små. HP-VAREne hadde ikke disse problemene, men tilgjengjeld hadde rundt 2/3 av dem ikke-normale feilledd, noe som kan gjøre at konfidensintervallene blir upålitelige.

Ved hjelp av root mean squared error (rmse) og en grafisk sammenligning av prediksjoner og virkelig bnp, vurderte jeg så modellenes in sample-prediksjonsevner. For alle VAREne var prediksjonene én periode frem i tid gode. Det var få signifikante avvik, og i den grad det var betydelige forskjeller mellom virkelig og predikert verdi, korrigerer dette seg raskt. Det kan synes som om de signifikante avvikene gjerne kom ved konjunkturvendepunktene, noe som kanskje er en ulempe fordi det ofte vil være spesiell interesse rundt predikeringen av disse. Imidlertid tyder den hurtige korrigeringen på at modellene raskt fanger opp de nye endringene i datagrunnlaget, slik at prognosene igjen stemmer bra med de senere realiserte

bnp-verdiene etter vendepunktet. Siden man i real time ofte ikke kan være sikker på at det faktisk er et vendepunkt man har observert, må man gjerne vente på flere observasjoner før man trekker en endelig konklusjon. Dette vil gi modellene en verdi, i form av muligheten til å gi prediksjoner basert på et datagrunnlag som inkluderer tidsperioden som indikerer vendepunktet. Fordi vi vet VARene hurtig responderer på endringer i datagrunnlaget, kan vi nemlig predikere én periode frem og se om prediksjonene støtter dagens indikasjon på konjunkturvendepunkt.

Med tanke på at prognoser for fremtiden pr definisjon er out of sample-prognoser, har jeg også sett på modellenes evner for denne type prediksjoner. For å gjøre dette estimerte jeg VARer baserte på datagrunnlaget før 2005, og brukte disse modellene til å lage énperiodesprediksjoner for 2005 til 2009. Disse utfallene lignet i stor grad på in sample-resultatene, selv om rmse-verdiene naturlig nok ble litt høyere.

Resultatene fra prediksjonene på én periode tyder på at forholdsvis enkle VAR-modeller gir relativt gode prognoser av den fremtidige konjunkturutviklingen til bnp én periode frem i tid. De modellene som ifølge rmse var best, var nok kapasitetsutnyttelsesserien og importserien for CF-VARene, og forventningsindikatorerne for HP-VARene. Men husk at andre av modellene kan være best for andre tidsperioder, så det er nok best å ha en bred innfallsvinkel og se på prognosene for flere modeller.

For å også få et inntrykk av modellenes prognoseevner over flere perioder, så vi på dynamiske in og out of sample-prediksjoner fra første kvartal 2005 til fjerde kvartal 2009. Disse prediksjonene gav også tilfredsstillende resultat. Med unntak av noen få topp- og bunnpunkt var det virkelige bruttonasjonalproduktet innenfor 95%-konfidensintervallet fra prediksjonene gjennom hele perioden for alle modellene. Dette betyr at vi fra et statistisk perspektiv ikke kan påstå at prognosene er forskjellige<sup>31</sup> fra de faktiske verdiene, men da konfidensintervallene er forholdsvis vide, bør vi ikke legge for mye i dette. For å få et inntrykk av hvor gode prediksjonene var, gjorde vi en visuell sammenligning av de realiserte og de predikerte verdiene. Spesielt i de første seks og åtte kvartalene for henholdsvis HP- og CF-VARene, var nøyaktigheten høy. Dette tyder på at modellene også er i stand til å med forholdsvis stor treffsikkerhet predikere konjunkturutviklingen rundt ett år fremover. Et

---

<sup>31</sup> Merk at det at det statistisk sett ikke er en forskjell mellom verdiene, *ikke* betyr at verdiene statistisk sett er like.

mulig problem i denne sammenhengen er at bnp-utviklingen i 2005 var forholdsvis stabil, og det kan derfor, spesielt i HP-VAREnes tilfelle, ha vært tilfeldig at modellene traff så bra som de gjorde.

Etter denne perioden på seks til åtte kvartal ble feilmarginene større, men de fleste CF-VAREne klarte å gjenspeile at det var en konjunkturoppgang og –nedgang gjennom årene 2006 til 2009. Når det gjelder HP-VAREne, var det kun VAREn med prisindeksen for nye ordre for bygging av boliger (l bolig) som til en viss grad klarte å gjenspeile dette; mens resten av HP-VAREne gav prediksjoner som konvergente mot null. Årsaken til HP-modellenes dårlige prediksjoner for den siste delen av perioden skyldes sannsynligvis delvis den korte laglengden. Begrunnelsen for dette er at de fleste HP-VAREne kun har en laglengde på 2-3, mens l bolig-VAREn har hele åtte lags. Det synes derfor som om man ved bruk av HP-filtrerte serier i denne typen VARer bør velge en lengre laglengde enn det informasjonskriterium og diagnostikk skulle tilsi. Imidlertid gav de fleste CF-VAREne, både i følge rmse og den visuelle inspeksjonen, bedre resultat for perioden 2005 til 2009 enn den beste HP-VAREn. Det kan derfor virke som om det er Christiano Fitzgerald-fileret man bør benytte dersom man er interessert i å lage lengre prognoser av bnps konjunkturkomponent ved hjelp av vektorautoregresjoner. I så fall kan VARer bestående av kun bnp, eller bnp og en av variablene prisindeks for eneboliger (lenebo) eller kapasitetsutnyttelse (fullcap) gi gode resultat. Om det er énperiodesprediksjoner man vil ha, kan man benytte seg av en VAR med bnp og import (l imp) eller kapasitetsutnyttelse. Jeg må her igjen presisere at den beste tilnærmingen nok vil være å benytte flere av VAREne, og kanskje også modeller med både HP- og CF-filtrerte serier.

Med unntak av den lengre laglengden, er det vanskelig å fastslå årsaken til at CF-VAREne gav bedre resultat enn HP-VAREne. Det som imidlertid er helt sikkert, er at HP-fileret slipper gjennom mye mer kortsiktig støy som det verken er mulig eller ønskelig å predikere,<sup>32</sup> og det kan tenkes at dette bidrar til å forstyrre estimeringen av modellene. Et interessant moment i denne sammenhengen, hadde vært å benytte det andre bandpass-fileret vi så på, Baxter King-fileret, til å konstruere tilsvarende modeller og prediksjoner. Dette fileret gir i likhet med CF-fileret serier med lite kortsiktig støy, og dersom også BK-fileret gir bedre

---

<sup>32</sup> Dette gjelder spesielt for norske data, som som sagt er mer volatile enn tilsvarende serier for en rekke andre land.

prediksjoner enn HP-filteret, kan det synes som om bandpass-filtrene som gruppe er et bedre valg enn HP-filteret til denne type bruk. Jeg må her minne om at BK-filteret anbefaler at man kutter 12 observasjoner i begge endene av datasettet, noe som gjør filteret uaktuelt dersom man ønsker å predikere bnps fremtidige konjunkturkomponent.

Det trengs naturlig nok flere og grundigere undersøkelser av vektorautoregresjoners evner til å predikere fremtidig konjunkturutvikling, men det synes som om disse i hvert fall er nyttige som et alternativ eller supplement til elementer som konjunkturindikatorer og kvalitative analyser.

Avslutningsvis predikerte jeg bnp for hver av VARene for de 12 første kvartalene etter fjerde kvartal 2009. Sammenligninger av disse prediksjonene som gruppe med bnp-utviklingen i første kvartal 2010 og prognoser fra SSB, indikerer at modellene i hvert fall for 2010 gir realistiske anslag. Dette og resultatene fra seksjon 10 antyder at vektorautoregresjonene jeg har sett på i denne utredningen er egnet til å predikere den fremtidige konjunkturutviklingen i Norge. Basert på modellene som gruppe vil jeg derfor anslå at Norge gjennom resten av 2010 og begynnelsen av 2011 får en svak, positiv konjunkturutvikling.



## 13. Appendiks

I denne seksjonen følger detaljer, figurer og tabeller som ikke er inkluderte i hovedteksten. Appendikset er delt inn i fem deler. Del A inneholder en data- og kildebeskrivelse relatert til seksjon 2. Del B består av informasjon om filtre og annet innledende arbeid knyttet til seksjonene 3 – 7. Del C er relatert til utarbeidelsen av modellene i seksjon 9 og inneholder blant annet VARenes koeffisienter. Del D viser figurer og tabeller fra testingen av modellegenskapene i seksjon 10. Del E omfatter prediksjonene av konjunkturutviklingen fra 2010 og fremmover. I noen av figurene og tabellene har variabelnavnene endelsen "\_cf" eller "\_shp". Dette betyr at variabelen er filtrert med henholdsvis CF- og HP-filteeret.

### Del A – Databeskrivelse

Her følger en mer detaljert kilde- og databeskrivelse. I denne delen er det brukt en del forkortelser. Disse er:

sa: sesongjustert

c: konstante priser

fa: fastland

Det fines også kombinasjoner av forkortelsene. "fasac" er for eksempel sammensatt av "fa", "sa" og "c", og betyr følgelig fastland, sesongjustert og konstante priser.

For flere tidsserier har jeg både sesongjusterte og ikke-sesongjusterte data. Hovedregelen for navnet i disse tilfellene, er at "sa" er tatt med som et "\_sa"-ledd i navnet til sesongjusterte data. For tidsserier som jeg kun har ett sett av data for, er ikke "sa"-leddet inkludert i navnet. I de tilfellene der jeg har både sesongjusterte og ikke sesongjusterte data, er som sagt førstnevnte brukt i HP-VARene og sistnevnte i CF-VARene.

Jeg vil nå forklare hvordan dette appendikset skal tolkes, og jeg vil ta utgangspunkt i dette eksempelet:

```
lbnp_fasac (log)
GDP: MAINLAND NORWAY
Thomson Datastream (NWGDPNORD) / SSB
2007-priser, millioner NOK
```

Første delen av den øverste linjen angir navnet jeg har gitt variabelen. "fa"-leddet viser at serien gjelder for fastlandet, "sa" og "c" viser at serien er henholdsvis sesongjustert og i konstante priser, mens "(log)"-leddet forteller at jeg har tatt logaritmen av serien. Det at jeg har tatt logaritmen indikeres også av at variabelnavnet begynner med en "l".

Neste linje angir det fulle navnet kilden har gitt til serien.

Linje nummer tre angir kildene. I alle tilfellene er seriene hentet fra Thomson Datastream. Bokstav- og tallkoden i parentesen er den koden (kalt DS Mnemonic) Thomson Datastream har gitt til serien, og gir en unik identifikasjon av hver enkelt serie. Etter skråstreken følger kilden som leverer data til Thomson Datastream. I dette tilfellet ser vi at serien originalt kommer fra SSB.

Den fjerde linjen gir en kort beskrivelse av serien. Lengre beskrivelser er gitt i seksjon 2.1 i hovedteksten.

lbnp\_fasac (log)  
GDP: MAINLAND NORWAY  
Thomson Datastream (NWGDPNORD) / SSB  
2007-priser, millioner NOK

lprivcon\_sac (log)  
PRIVATE CONSUMPTION  
Thomson Datastream (NWCNPER.D) / SSB  
2007-priser, millioner NOK

lexp\_sac (log)  
EXPORTS OF GOODS & SERVICES  
Thomson Datastream (NWEXNGS.D) / SSB  
2007-priser, millioner NOK

limp\_sac (log)  
IMPORTS OF GOODS & SERVICES  
Thomson Datastream (NWIMNGS.D) / SSB  
Løpende priser, millioner NOK

lprodukti (log)  
PRODUCTIVITY - GDP PER EMPLOYED PERSON  
Thomson Datastream (NWPRODVTQ) / SSB  
Indeks, 1995 = 100, sesongjustert

lbnp\_us\_sac (log)  
GDP (AR)  
Thomson Datastream (USGDP...D) / Bureau of Economic Analysis  
BNP I USA, 2005-priser, milliarder, USD

lip\_sa (log)  
INDUSTRIAL PRODUCTION  
Thomson Datastream (NWQ66..CE) / IMF INTERNATIONAL FINANCIAL STATISTICS  
Prisindeks, 2000 = 100

lip (log)  
INDUSTRIAL PRODUCTION  
Thomson Datastream (NWQ66...F) / IMF INTERNATIONAL FINANCIAL STATISTICS  
Prisindeks, 2000 = 100

kapvar  
BTS: CAPITAL GOODS - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBCPRCIR) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

kapvar\_sa  
BTS: CAPITAL GOODS - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBCPRCIQ) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

konsvar  
BTS: CONSUMER GOODS - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBCGRCIR) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

konsvar\_sa  
BTS: CONSUMER GOODS - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBCGRCIQ) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

manuf  
BTS: MANUFACTURING - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBMTRCIR) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

manuf\_sa  
BTS: MANUFACTURING - CONFIDENCE INDICATOR  
Thomson Datastream (NWBMTTCIQ) / SSB  
PMI, andel positive svar minus andel negative svar.

kons\_eusa  
NORSK GALLUP/S.B.A.& OKON. CONSUMER CONFIDENCE INDICATOR - EU  
Thomson Datastream (NWCNFCEUQ) / Norges Bank  
Konsumentundersøkelse, andel positive svar minus andel negative svar.

lenebo (log)  
NEW DETACHED HOUSES - PRICE INDEX  
Thomson Datastream (NWNWDTHSF) / SSB  
Prisindeks, 2000 = 100

llanhus\_sa (log)  
BUILDING CONSTRUCTION MORTGAGE: NEW DWELLING - APPROVED  
Thomson Datastream (NWT35274Q) / SSB

lbolig (log)  
BUILDING CONSTRUCTION INDEX: NEW ORDERS - BUILDING DWELLING  
Thomson Datastream (NWORDDWCF) / SSB  
Prisindeks, 2000 = 100

lconstruct (log)  
BUILDING CONSTRUCTION INDEX: NEW ORDERS - CONSTRUCTION  
Thomson Datastream (NWORDBCTF) / SSB  
Prisindeks, 2000 = 100

lnye\_ordre (log)  
NEW ORDERS  
Thomson Datastream (NWNEWORDF) / SSB  
Prisindeks, 2005 = 100

lfullcap\_sa (log)  
NOR CLI Firms operating at full capacity / Quantum (non-additive)  
Thomson Datastream (NWOL0817Q) / OECD

## Investeringsdata

De neste seriene er investeringsserier, baserte på følgende definisjon fra Thompson Datastream:  
Gross fixed capital formation is the value of acquisitions less disposals of new or existing fixed assets. Fixed assets consist of both tangible fixed assets (dwellings, other buildings and structures, other structures, transport equipment, other machinery and equipment, livestock for breeding etc., vineyards, orchards etc.) and intangible fixed assets (mineral exploration, computer software, entertainment, literary or artistic originals, etc.).

lg\_sac (log)  
GFCF (Gross fixed capital formation)  
Thomson Datastream (NWGFCF..D) / SSB  
2007-priser, millioner NOK, sesongjustert

lg\_c (log)  
GFCF  
Thomson Datastream (NWGFCF..C) / SSB  
2007-priser, millioner NOK, ikke sesongjustert

lgoil\_sac (log)  
GFCF - OIL  
Thomson Datastream (NWGFCOILD) / SSB  
2007-priser, millioner NOK, sesongjustert

lghus\_sac (log)  
GFCF - HOUSING INVESTMENTS  
Thomson Datastream (NWGFCHSID) / SSB  
2007-priser, millioner NOK, sesongjustert

lghus\_c (log)  
GFCF - HOUSING INVESTMENTS  
Thomson Datastream (NWGFCHSIC) / SSB  
2007-priser, millioner NOK, ikke sesongjustert

## **Del B – Filtrering & annet innledende arbeid**

I denne delen følger detaljer om filtrene i del B1, valg av filterparametre i B2, stasjonaritet / Dickey Fuller i B3 og sammenligning av filtrene i del B4.

### **B1 - Filtre**

Denne seksjonen inneholder detaljer om de tre filtrene som ikke er inkluderte i hovedteksten i seksjon 3.2.

#### ***B1.1 Hodrick-Prescott-filte***

I tillegg til antagelsene som er nevnt i teksten, antar Hodrick og Prescott også at konjunkturkomponenten over tid har et gjennomsnitt som er nær null. Dette betyr at oppgangs- og nedgangskonjunkturer over tid må være like lange, noe som ikke har vært tilfelle etter andre verdenskrig. (Romer 1999)

#### ***B1.2 Baxter-King-filte***

Dette avsnittet inneholder egenskapene BK vektla i utarbeidelsen av filteret. Selv om BK-filteret kun er vurdert brukt, kan det være nyttig å se på denne listen. Årsaken til dette er at CF-filteret ikke er konstruert for å ha disse egenskapene, så dersom man mener disse karakteristikaene er viktigere enn det å kunne bruke filteret i real time, vil man ikke ta det samme valget som meg. Kravene BK setter til filteret sitt er at det må:

- trekke ut fluktuasjoner av den spesifiserte lengden, og ellers la egenskapene til denne komponenten være uendret.
- ikke ha phase shift
- være en optimal tilnærming til det ideelle filteret. For å ivareta dette kravet spesifiserer de en tapsfunksjon.
- gi en stasjonær tidsserie
- gi konjunkturkomponenter som ikke er relaterte til lengden på tidsserien.
- være mulig å bruke i praksis

I tillegg til disse egenskapene vurderer Baxter og King bytteforholdet mellom å inkludere lengre glidende snitt for å få en bedre tilnærming til det ideelle filteret, og det at lange snitt fører til at man må droppe mange observasjoner i starten og slutten av datasettet. De finner at det å bruke et glidende snitt på 24 perioder, noe som innebærer at man må kutte 12 observasjoner i begge ender av datasettet, fører til en såpass bra tilnærming til det optimale filteret at de anbefaler dette.

### ***B1.3 Christiano- Fitzgerald-filteret***

I utarbeidelsen av sitt filter fremhever CF at for å lage en optimal tilnærming til det teoretisk sett optimale bandpass-filteret, må man kjenne den sanne fordelingen til dataene. Denne fordelingen er i praksis aldri kjent, men de finner at det å anta at seriene har en unit root og følger en random walk uten drift er en tilnærming som fungerer godt. Selv om de ufiltrerte seriene ikke har disse egenskapene, vil CF-filteret i mange tilfeller fortsatt gi en god tilnærming til det optimale filteret. (Christiano og Fitzgerald 1999)

I utarbeidelsen av filteret har de denne minimeringsfunksjonen som utgangspunkt:

$$E\{(y_t - \hat{y}_t)^2 | x\}, \quad x \equiv [x_1, \dots, x_T] \quad (3.3)$$

Basert på dette konstruerer de et filter der filtervektene settes slik at mean squared error mellom det ideelle ( $y_t$ ) og tilnærmede ( $\hat{y}_t$ ) bandpass-filteret blir minimert gitt rådataene  $x_t$ .

Et viktig kjennetegn ved CFs fremgangsmåte er at de tillater at filtervektene endres over tid. De finner nemlig at i deres minimeringsfunksjon kommer de største gevinstene av å tillate disse endringene, og at dette gir best mulig estimat for hvert enkelt tidspunkt. Hovedårsaken til disse gevinstene er at det å tillate ikke-stasjonaritet gir en kraftig økning i mengden informasjon i dataene  $x_t$  som kan brukes til å estimere filteret. Tilgjengjeld må man åpne opp for muligheten for at seriene ikke blir stasjonære. I tillegg finner de også en mindre gevinst ved å tillate asymmetriske vekter.

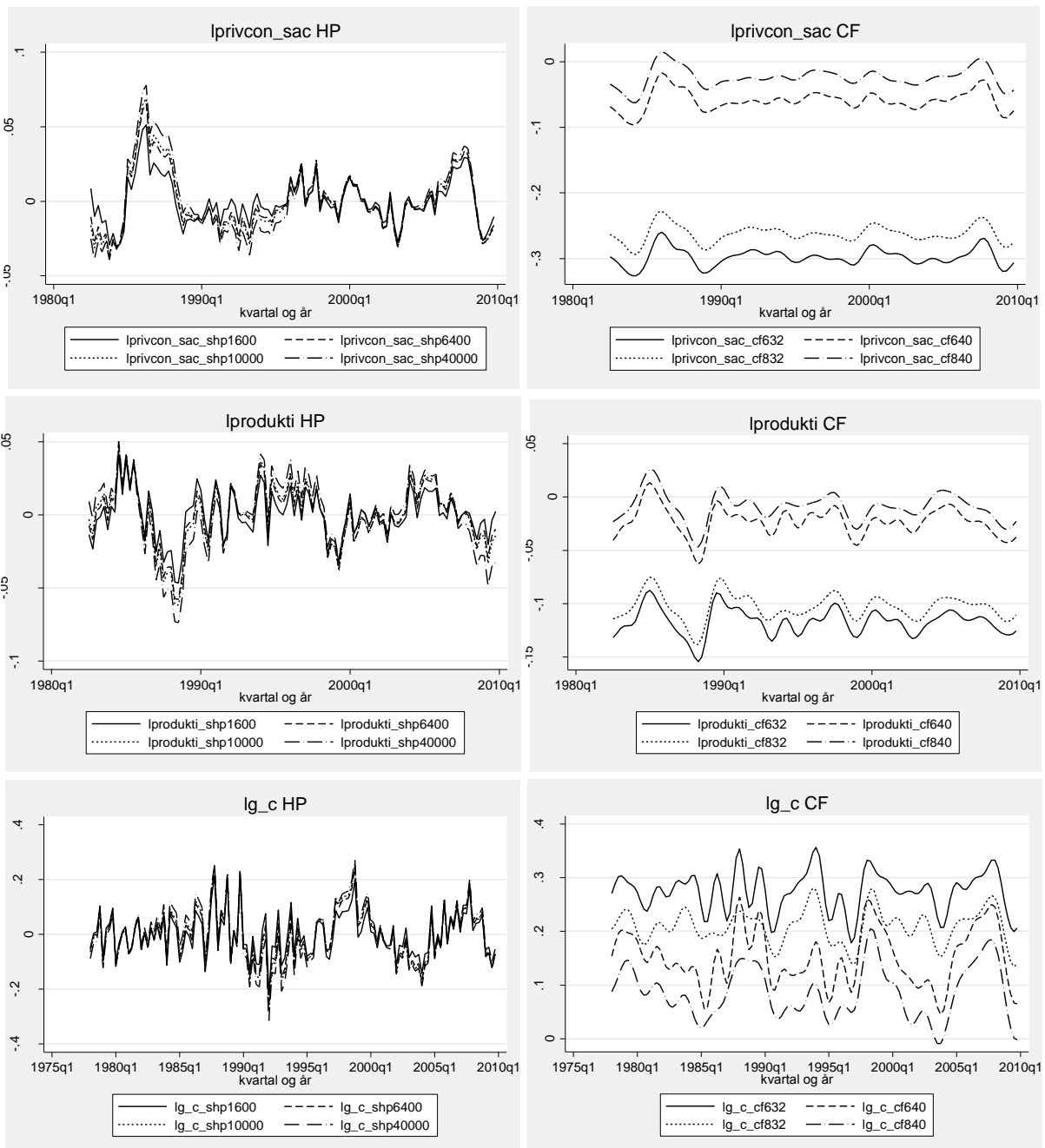
De konkluderer med at filteret deres gir lite asymmetri og ikke-stasjonaritet, og vurderer det slik at denne lille kostnaden blir mer enn oppveid av den økte mengden informasjon fra dataene som kan tas i bruk. Det må også legges til at de filtrerte seriene ikke er like stasjonære i halene som i resten av serien, samt at det er lite å vinne på å kjenne den sanne fordelingen relativt til å anta random walk.

## **B2 - Valg av filterparametre**

Under følger grafer med resten av de variablene som er testet med ulike filterparametre i seksjon 4. Vi ser at de fire HP-filtrene gir omtrent like resultat for alle de tre variablene. Når det gjelder selve verdiene på de CF-filtrerte seriene, ser vi at disse er ulike. Imidlertid er ikke det sentrale verdiene på de filtrerte seriene, men snarere om valg av filterparametrene kan føre til ulik utvikling i de filtrerte seriene. Vi ser her at forløpet i de fire CF-seriene er likt, med unntak av begynnelsen av investeringsserien  $lg\_c$ .

I seksjon 7.2 så vi forskjellene mellom de filtrerte seriene fra de to filtrene. Vi kom da kort innpå at forskjeller mellom filtrene kan skyldes valg av filterparametre. Dette kommer tydelig til syne om man ser på de to grafene for investeringsserien  $lg\_c$  under. Vi ser her at alle HP-filtrene indikerer en liten konjunkturtopp på midten av 90-tallet. CF-filteret som jeg valgte å benytte (sykellengde 6 til 32

kvartal) indikerer på sin side en relativt kraftig konjunkturtopp. Hvis jeg derimot hadde valgt filteret med 6 til 40 eller 8 til 40 kvartal, hadde konjunkturtoppen som vist på figuren blitt mye mindre markert, og filtrene hadde gitt et mer likt resultat. På den annen siden hadde et slikt valg ført til større forskjeller mellom CF- og HP-filteret i begynnelsen av perioden. Dette er et eksempel på at valg av filterparametre kan være avgjørende for hvor like serier de to filtrene gir.



### B3 - Stasjonaritet / Dickey Fuller

Dette avsnittet handler om Dickey Fuller-testen, og er relevant i forhold til seksjonene 4.2, 5 og 9.3.

En Dickey Fuller-test er en av flere muligheter man har for å kontrollere om en tidsserie er stasjonær eller ikke. I den enkleste varianten av Dickey Fuller (DF), testes det om  $\beta_1$ -koeffisienten i ligningen

under er lik 1. Med mindre jeg angir annet, er det et signifikansnivå på 5 % som er brukt for å forkaste nullhypotesen om at  $\beta_1$  er lik 1.

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + u_t$$

Der  $y_t$  er verdien til tidsserien i periode  $t$ , og  $u_t$  er feilleddet/sjokket for periode  $t$ .

Dersom  $\beta_1$  er lik 1 vil sjokk i periode  $t$  ikke dø ut over tid, fordi dette betyr at  $y_t$  er lik  $1 \cdot y_{t-1}$ , og seriens utvikling blir dermed helt tilfeldig og avgjort av feilleddet  $u$ . Dette er en ustabil prosess som kalles random walk. I slike tilfeller vil det i de fleste sammenhenger ikke være mulig å kjøre regresjoner med serien, gitt at vi ikke transformerer den først, fordi det ikke er mulig å systematisere noe som er tilfeldig.

Ligningen over viser som sagt den enkleste varianten av DF, som antar at serien  $y$  følger en autoregressiv prosess av første orden (AR(1)). Testen kan utvides ved å inkludere en konstant og/eller en tidstrend. Disse bør inkluderes dersom det er henholdsvis en lineær eller kvadratisk trend i tidsserien. Om man tror serien ikke utvikler seg som en AR(1), men snarere en AR(X), inkluderer man X-1 lags av endringene i  $y$ .

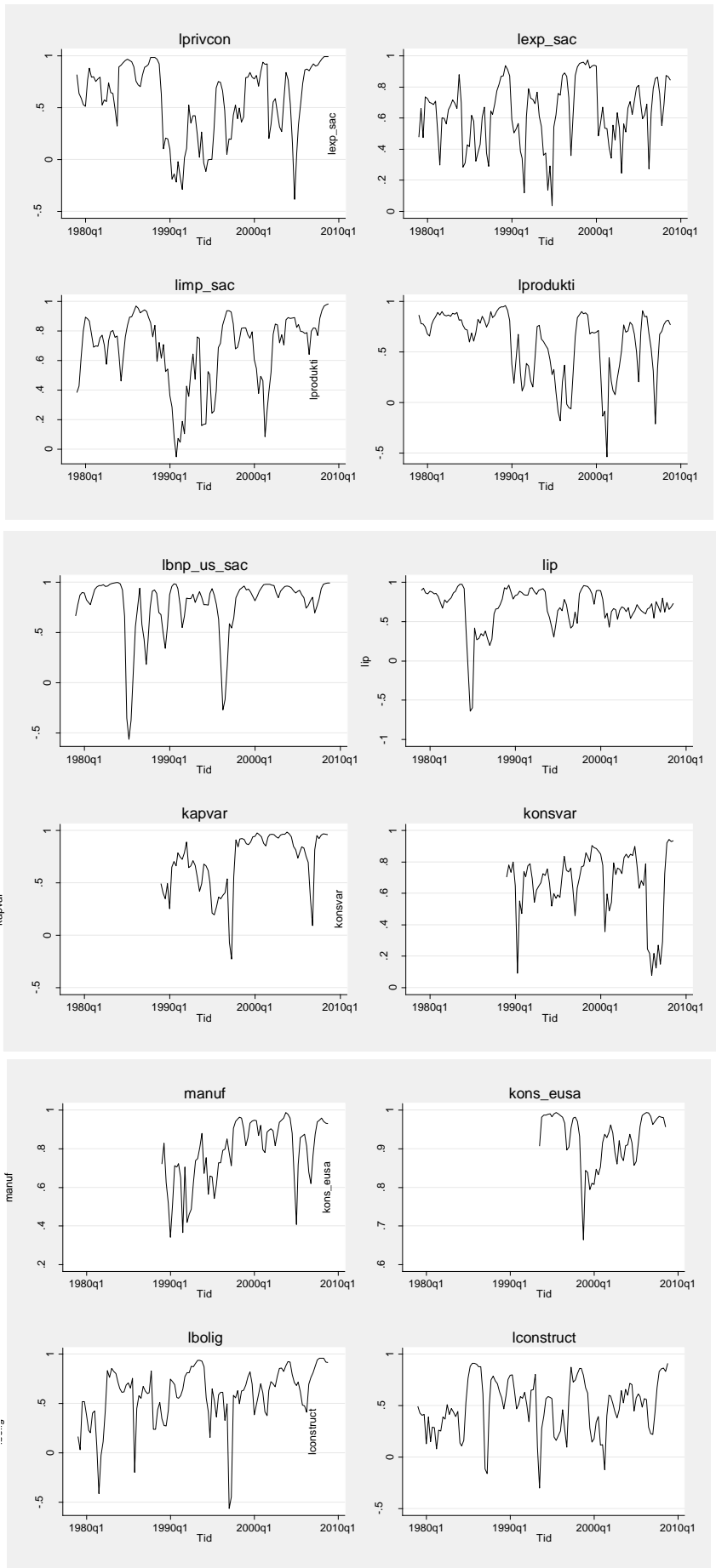
Dersom man velger å utvide Dickey-Fuller-testene med ett eller flere av momentene som er nevnt ovenfor, kalles testen en augmented (utvidet) Dickey-Fuller-test (ADF). For en nærmere beskrivelse av Dickey Fuller-testen og valg av laglengde, henvises det til for eksempel Enders (2010).

Fordi de filtrerte seriene svinger rundt en konstant verdi har jeg i seksjonene 4 og 5 ("Valg av filterparametre" og "Stasjonaritet") i utgangspunktet valgt å kjøre ADF-testene uten konstant. Men for de seriene som har et gjennomsnitt ulikt null har jeg som forklart lagt til en konstant. Ettersom det er en del persistens i de filtrerte seriene, er det rimelig å anta at seriene følger en prosess høyere enn AR(1), og jeg har derfor lagt til en del lags for å ta hensyn til dette. Dersom for få lags inkluderes vil feilleddene bli avhengige av hverandre, noe som vil gjøre at testen ikke blir korrekt. For å velge laglengden har jeg startet på lag 5, fjernet det siste lagget om det ikke var signifikant, og kjørt testen på nytt til det siste lagget ble signifikant. Dette er en tommelfingerregel for hvor mange lags som bør inkluderes, og gir den korrekte laglengden for rene autoregressive prosesser, gitt at den korrekte laglengden er lavere enn den man starter på. (Enders 2010) For at dette skal være tilfellet, bør man for å være på den sikre siden helst starte på en laglengde høyere enn 5. Dessuten er det mulig at de filtrerte seriene fortsatt inneholder en sesongkomponent, noe som i så fall medfører at tommelfingerregelen må modifiseres. Som følge av disse to momentene, bør fremgangsmåten jeg har brukt til å velge laglengde sees på som en tilnærming.

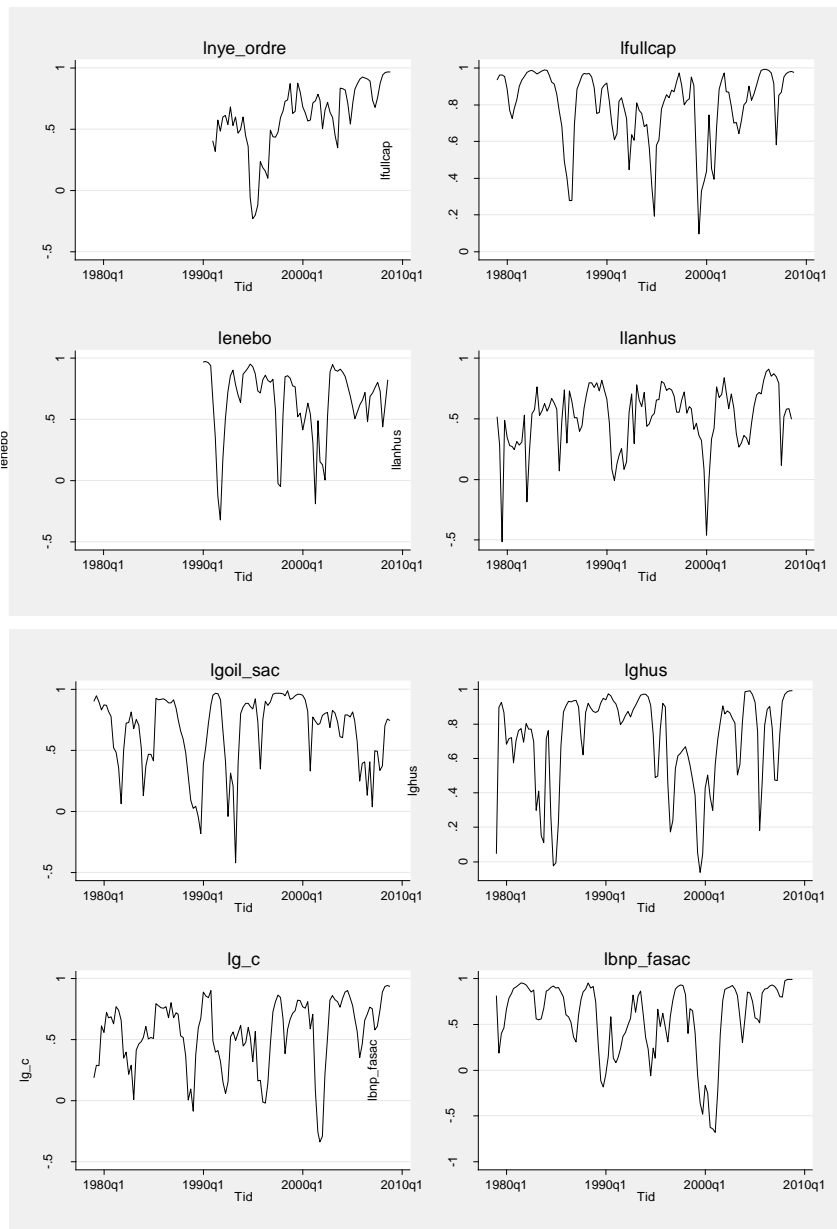
#### **B4 - Sammenligning av filtrene**

Denne delen av appendikset hører til seksjon 7.2.

De følgende grafene er 9 kvartals sentrerte rullende korrelasjoner mellom de to filtrene. En jevnt over positiv korrelasjon indikerer at en økning / reduksjon i den ene serien for det meste sammenfaller med en økning / reduksjon i den andre serien.







## Del C – Utarbeidelse av modellene

I denne seksjonen følger informasjon om BIC, multikollinearitet, VAREnes koeffisienter og standardfeil og autokorrelasjon i CF-VAREne.

### C1 - Valg av laglengde – Bayesian Information Criterion

I seksjon 9.2 så vi på valg av laglengder ved hjelp av BIC. Her vil jeg kort gjennomgå et alternativ til informasjonskriterium, og deretter forklare hvordan BIC er definert.

En måte å velge laglengde på kan være å ekskludere ikke-signifikante lags. Dette kan synes fornuftig, da laggene tilsynelatende ikke har noen innvirkning på y-variabelen. Imidlertid vil det svært ofte være

en del multikollinearitet i variablene, så man kan ikke nødvendigvis stole på t-verdiene. (Enders 2010) Dessuten må man ha med like mange lag av hver variabel for at OLS skal være en effektiv måte å estimere en VAR på, og som følge av dette burde man egentlig testet for om lag  $z$  fra alle variablene er lik null. En bedre tilnærming til valg av laglengde er derfor å bruke informasjonskriterium. Kriteriet jeg har valgt er som beskrevet i teksten BIC. Det er flere måter å formulere en VAR-variant av BIC på, men en av dem er

$$-2 \ln(L) + \ln(N) * k$$

Der  $\ln$  står for den naturlige logaritmen,  $L$  er likelihood,  $N$  er antall observasjoner og  $k$  er antall frihetsgrader. (Stata Corp)

Det første leddet,  $-2\ln(L)$ , måler ved hjelp av likelihood hvor godt modellen passer. En høyere absoluttverdi av dette tallet tilsier at modellen passer bedre til datasettet. Det andre leddet,  $\ln(N)*k$ , er straffen for hver parameter som legges til. For hvert lag av hver enkelt variabel som legges til øker  $k$  med 1. Siden modellens positive egenskaper måles negativt, og det negative ved kompleksiteten måles positivt, vil modellen ifølge BIC være bedre jo mer negativ verdien BIC returnerer er.

## **C2 - Multikollinearitet**

Jeg vil her forklare hva multikollinearitet er og konsekvensene av det. Multikollinearitet vil si at én eller flere av variablene man ønsker å inkludere i regresjonen er en perfekt eller tilnærmet perfekt lineær kombinasjon av én eller flere av de andre variablene i regresjonen. I en slik situasjon tilføres ikke regresjonen noe ekstra ved å inkludere alle de multikollineære variablene, fordi variablene plukker opp nøyaktig det samme av variasjonen i datasettet. Dette gjør også estimeringen av koeffisientene vanskelig, og resultatet er som regel at dataprogrammet man bruker til estimeringen automatisk dropper flere av variablene.

## **C3 - Vektorautoregresjonenes koeffisienter**

De følgende avsnittene inkluderer alle de estimerte VARene. Laglengden er gitt av kolonnen "Laglengde" i tabellene 9.1 og 9.2 i seksjon 9. Hver VAR er atskilt ved hjelp av to vannrette linjer. Hvordan resultatene skal leses kan illustreres ved å se på den første VARen under avsnitt C3.1. Øverst til venstre står det `lbnp_fasac`. Dette er navnet på variabel nummer to i VARen, der variabel nummer én er `bnp`. Denne VARen inkluderer kun `bnp`, følgelig står det `lbnp_fasac` her. Forkortelsene til høyre for variabelnavnet står for koeffisienter og standardfeil. Under variabelnavnet står det ytterligere to variabelnavn. Det øverste angir hvilken (dvs y- eller x-delen) av regresjonene i VARen det henvises til. Det neste viser til selve variablene i regresjonene. L1. er for eksempel lag1 av `lbnp_fasac`. Dersom det under koeffisienter eller standardfeil kun står et ".", betyr det at dette tallet ikke var mulig å beregne, for eksempel fordi lagget er droppet på grunn av multikollinearitet.

### C3.1 Hodrick-Prescott-vektorautoregresjonene

lbnp_fasac	Koeff.	Std. Err.		
<hr/>				
lbnp_fasac				
lbnp_fasac				
L1.	.6830511	.0884773		
L2.	.3361225	.1011195		
L3.	-.1542449	.0856447		
konstant	-.0003031	.0008658		
<hr/>				
lprivcon_sac	Koeff.	Std. Err.		
<hr/>				
lbnp_fasac			lprivcon_sac	
lbnp_fasac			lbnp_fasac	
L1.	.5235356	.0974895	L1.	.109797 .1177278
L2.	.207415	.1004165	L2.	.0848714 .1212625
L3.	-.0860701	.0868015	L3.	-.145183 .104821
lprivcon_sac			lprivcon_sac	
L1.	.1368026	.0817887	L1.	.7509341 .0987677
L2.	.2650616	.0995661	L2.	.059995 .1202355
L3.	-.1511937	.087317	L3.	-.0168575 .1054435
konstant	-.000249	.0007976	konstant	-.0001405 .0009631
<hr/>				
lexp_sac	Koeff.	Std. Err.		
<hr/>				
lbnp_fasac			lexp_sac_shp	
lbnp_fasac			lbnp_fasac	
L1.	.6667323	.0887241	L1.	.0537008 .2841461
L2.	.3413725	.1014648	L2.	.1457636 .3249494
L3.	-.1363578	.0882422	L3.	-.4330619 .2826029
lexp_sac_shp			lexp_sac_shp	
L1.	.0239794	.0263618	L1.	.4216216 .0844257
L2.	.0104001	.0223411	L2.	-.0040376 .0715492
L3.	.0113002	.020531	L3.	-.0287692 .0657523
konstant	-.0002992	.0008602	konstant	-.0002677 .0027549
<hr/>				
limp_sac	Koeff.	Std. Err.		
<hr/>				
lbnp_fasac			limp_sac_shp	
lbnp_fasac			lbnp_fasac	
L1.	.5594489	.0919205	L1.	.7357813 .3958656

L2.	.3132216	.0979474	L2.	.0613054	.4218213
L3.	-.1075109	.0831927	L3.	-.4529975	.3582786
limp_sac_shp			limp_sac_shp		
L1.	.0690188	.0206234	L1.	.4572883	.0888172
L2.	.0011481	.0218155	L2.	.3050082	.0939507
L3.	-.0033052	.0215444	L3.	-.2154028	.0927834
konstant	-.0002721	.0008212	konstant	-.0003172	.0035367

---

limp90	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
--------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			limp_sac_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5913059	.1158133	L1.	1.235153	.4327009
L2.	.111574	.1090648	L2.	-1.028889	.4074869
limp_sac_shp			limp_sac_shp		
L1.	.0904631	.0287068	L1.	.3021656	.1072543
L2.	-.0057615	.0297452	L2.	.4602409	.1111339
konstant	-.0011074	.0009433	konstant	-.0007476	.0035244

---

lprodukti	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
-----------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			lprodukti		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6525281	.0931444	L1.	-.1165574	.129972
L2.	.3172117	.1103119	L2.	.2100066	.1539274
L3.	-.0797814	.1137801	L3.	-.3682785	.1587668
L4.	.070916	.1097516	L4.	-.1255858	.1531455
L5.	-.1171909	.095525	L5.	.0247139	.133294
lprodukti			lprodukti		
L1.	-.0265966	.0679796	L1.	.4682087	.0948576
L2.	.1105424	.0701555	L2.	.0015553	.0978938
L3.	.014873	.0680326	L3.	-.0605358	.0949315
L4.	-.1166929	.0673455	L4.	.301237	.0939727
L5.	.1403083	.0596818	L5.	-.1010041	.083279
konstant	-.0003903	.0008334	konstant	.0002264	.001163

---

lbnp_us_sac	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
-------------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			lbnp_us_sac		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5821079	.0873949	L1.	.0579738	.0583111
L2.	.2461454	.0861954	L2.	-.0142888	.0575108
lbnp_us_sac			lbnp_us_sac		

L1.	.2453552	.1189561	L1.	1.226085	.0793692
L2.	-.1487646	.1213912	L2.	-.3692064	.080994
konstant	-.000313	.0008529	konstant	-.0002339	.0005691

lbnp_us_sac90	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lbnp_us_sac		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6741925	.1186958	L1.	.1671424	.0681526
L2.	.2400823	.1288825	L2.	-.1302737	.0740016
L3.	-.0868166	.1195743	L3.	-.0206458	.068657
lbnp_us_sac			lbnp_us_sac		
L1.	.2821814	.2050584	L1.	1.0949	.1177402
L2.	-.0379113	.2927651	L2.	-.0014703	.1680996
L3.	-.1811721	.1908039	L3.	-.2863506	.1095556
konstant	-.0004973	.0009577	konstant	-.0002056	.0005499

lip_sa	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lip_sa_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6543946	.0843704	L1.	.3829647	.2092358
L2.	.2148277	.084126	L2.	-.2047503	.2086297
lip_sa_shp			lip_sa_shp		
L1.	.0514769	.0357284	L1.	.4078072	.0886051
L2.	-.0236164	.0358784	L2.	.1068415	.0889772
konstant	-.0002462	.0008691	konstant	.0002989	.0021555

kapvar_sa	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			kapvar_sa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5663329	.1061271	L1.	97.32293	79.13547
L2.	.2121939	.0995057	L2.	-161.5609	74.19812
kapvar_sa			kapvar_sa		
L1.	.0003077	.0001428	L1.	.7447287	.1064772
L2.	.0001241	.0001505	L2.	.0493616	.1122363
konstant	-.001036	.0008839	konstant	-.1212769	.6590661

konsvar_sa	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			konsvar_sa		

lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6004803	.1023965	L1.	64.45996	45.61867
L2.	.2239125	.1005173	L2.	-99.29141	44.78146
konsvar_sa			konsvar_sa		
L1.	.0002834	.0002263	L1.	.3989939	.1008178
L2.	.0007118	.0002234	L2.	.1032001	.0995158
konstant	-.0008973	.00087	konstant	.1369076	.3876119

---

manuf_sa	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
----------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			manuf_sa_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.4851726	.102929	L1.	34.05607	57.24833
L2.	.2895259	.0983978	L2.	-118.6421	54.72811
manuf_sa_shp			manuf_sa_shp		
L1.	.0004297	.0001928	L1.	.6612463	.1072496
L2.	.0004077	.0001964	L2.	.0900612	.1092506
konstant	-.001077	.0008256	konstant	-.0109067	.4591689

---

kons_eusa	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
-----------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			kons_eusa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6650234	.1275637	L1.	31.16857	30.41053
L2.	.0821768	.1222294	L2.	-28.4916	29.13885
kons_eusa			kons_eusa		
L1.	.0009544	.0003927	L1.	1.424148	.0936217
L2.	-.0004051	.0003935	L2.	-.6597869	.093811
konstant	.000288	.0009879	konstant	.1784556	.2355019

---

lfullcap_sa	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
-------------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			lfullcap_sa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5446649	.0892208	L1.	3.261595	.953819
L2.	.2688145	.1015037	L2.	-.6143359	1.085131
L3.	-.1020286	.0986713	L3.	-.0926082	1.054851
L4.	.0172477	.0805679	L4.	-1.675708	.8613147
lfullcap_sa			lfullcap_sa		
L1.	.0288192	.0081218	L1.	.68223	.0868265
L2.	.0136472	.0096872	L2.	.2897263	.1035618
L3.	-.0333759	.0097419	L3.	-.0584622	.1041468

L4.	.0113013	.0082511	L4.	-.2205851	.0882083
konstant	-.0003571	.0007701	konstant	.0020779	.0082324

---

	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lenebo_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6365733	.1064937	L1.	.4716624	.1910046
L2.	.2868792	.1114734	L2.	-.0035772	.199936
lenebo_shp			lenebo_shp		
L1.	-.0652854	.0579648	L1.	.4997539	.1039643
L2.	-.0456981	.0545691	L2.	.2857856	.0978738
konstant	-.0005427	.0009437	konstant	-.0007142	.0016927

---

	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			llanhus_sa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6562403	.0850623	L1.	-1.933698	2.265344
L2.	.2273299	.0852267	L2.	-1.155232	2.269722
llanhus_sa			llanhus_sa		
L1.	.0014968	.003378	L1.	-.008859	.089962
L2.	-.0007888	.0033746	L2.	.0969781	.0898719
konstant	-.0002278	.0008741	konstant	.0008837	.0232795

---

	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lgoil_sac			lgoil_sac		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5920276	.0821945	L1.	-1.888269	1.028925
L2.	.2794493	.080651	L2.	1.079164	1.009604
lgoil_sac			lgoil_sac		
L1.	.0171037	.0068573	L1.	.5931643	.085841
L2.	.0033101	.007032	L2.	.1598965	.0880282
konstant	-.0003007	.0008238	konstant	.0020113	.0103127

---

	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lghus_sac			lghus_sac		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.5728956	.0864679	L1.	.4794561	.3175663
L2.	.2548526	.0856804	L2.	-.2711221	.3146742

lghus_sac			lghus_sac		
L1.	.0735408	.0246809	L1.	1.128714	.0906441
L2.	-.0596496	.0248544	L2.	-.2238488	.0912814
konstant	-.0001859	.0008417	konstant	-.0014389	.0030912

lg_sac_shp	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.	
lbnp_fasac			lg_sac_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.630602	.0858714	L1.	.9372175	.4442956
L2.	.221364	.0864789	L2.	-.0919261	.4474389
lg_sac_shp			lg_sac_shp		
L1.	.0216564	.0171884	L1.	.4255258	.0889321
L2.	-.0079155	.0171284	L2.	.2131937	.088622
konstant	-.0002875	.0008646	konstant	-.0010709	.0044733

lg_sac_shp90	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.	
lbnp_fasac			lg_sac_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6925361	.1193951	L1.	2.331258	.6496071
L2.	.0311677	.121008	L2.	-.9482375	.6583828
lg_sac_shp			lg_sac_shp		
L1.	.0100175	.0215222	L1.	.3956647	.1170982
L2.	.0334239	.0213179	L2.	.1752875	.115987
konstant	-.0008216	.0009641	konstant	-.0030504	.0052456

lbolig_shp	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.	
lbnp_fasac			lbolig_shp		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6213605	.0854414	L1.	-.6111023	2.087524
L2.	.2178866	.0997714	L2.	.4642771	2.437639
L3.	-.0517167	.1002033	L3.	1.899757	2.448191
L4.	.2389389	.0996895	L4.	-1.80472	2.435637
L5.	-.1149472	.0988039	L5.	-.589276	2.414002
L6.	.0627076	.0965389	L6.	5.76119	2.358661
L7.	.0093827	.0922953	L7.	-2.740844	2.254982
L8.	-.3400289	.0781774	L8.	-.2629803	1.91005
lbolig_shp			lbolig_shp		
L1.	.0122481	.0037967	L1.	.4275522	.0927612
L2.	-.0041526	.0041058	L2.	.2109496	.100314
L3.	.0103364	.0041186	L3.	-.0707119	.1006276



L4.	-.0100149	.0041553	L4.	.1723306	.1015227
L5.	-.0055892	.0041156	L5.	.0289118	.1005527
L6.	.0082394	.0041564	L6.	-.2815685	.1015505
L7.	-.0108367	.0043541	L7.	-.0392035	.1063811
L8.	.0095258	.0040657	L8.	.0690396	.0993331
konstant	-.0004139	.0007161	konstant	-.0007607	.0174965

---

lconstruct	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lconstruct		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.573072	.0906607	L1.	1.650631	1.167632
L2.	.3660536	.1037896	L2.	1.473532	1.33672
L3.	-.0793077	.1017883	L3.	-.5371689	1.310946
L4.	-.1080949	.0831845	L4.	-1.532731	1.071345
lconstruct			lconstruct		
L1.	.0216781	.0068023	L1.	.2863549	.0876074
L2.	.0048766	.0072227	L2.	.1545161	.093022
L3.	-.0006138	.0071765	L3.	-.0965515	.0924277
L4.	-.0071856	.0070435	L4.	.2780231	.0907147
konstant	-.0001932	.0008246	konstant	-.0004967	.0106199

---

lnye_ordre	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lnye_ordre		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	.6012338	.1144356	L1.	4.706765	1.697444
L2.	.3187012	.131306	L2.	.7574214	1.947687
L3.	-.1120647	.1243038	L3.	-1.66211	1.843821
L4.	-.023767	.1021616	L4.	-2.996052	1.515382
lnye_ordre			lnye_ordre		
L1.	.0211155	.0074345	L1.	.337316	.1102776
L2.	.0222104	.0080372	L2.	.1938084	.1192179
L3.	-.0192477	.0081784	L3.	-.1820335	.1213115
L4.	-.0113012	.0082167	L4.	.2392216	.1218804
konstant	-.0002906	.000871	konstant	-.0044374	.0129201

### C3.2 Christiano- Fitzgerald-vektorautoregresjonene

lbnp_fasac	Koeff.	Std. Err.			
<hr/>					
lbnp_fasac					
lbnp_fasac					
L1.	6,15666	0,012084			
L2.	-17,9113	0,047294			
L3.	31,9801	0,078295			
L4.	-38,2347	0,0595			
L5.	31,31858	.			
L6.	-17,1816	0,039789			
L7.	5,789344	0,0325			
L8.	-0,92373	0,009522			
konstant	0,002067	0,000143			
<hr/>					
<hr/>					
lprivcon_sac	Koeff.	Std. Err.			
<hr/>					
lbnp_fasac				lprivcon_sac	
lbnp_fasac				lbnp_fasac	
L1.	5,258837	0,010153	L1.	-0,27229	0,010504
L2.	-12,8633	0,029294	L2.	1,364383	0,030307
L3.	18,82549	0,030098	L3.	-3,12698	0,031138
L4.	-17,7245	.	L4.	4,161796	.
L5.	10,68725	0,029713	L5.	-3,38832	0,030741
L6.	-3,80314	0,028635	L6.	1,604645	0,029625
L7.	0,608685	0,00977	L7.	-0,34957	0,010108
lprivcon_sac				lprivcon_sac	
L1.	0,554057	0,015623	L1.	5,682336	0,016163
L2.	-2,68798	0,055666	L2.	-14,7934	0,05759
L3.	5,927116	0,081903	L3.	22,79528	0,084734
L4.	-7,51662	0,053156	L4.	-22,4187	0,054993
L5.	5,775189	.	L5.	14,07793	.
L6.	-2,55335	0,020116	L6.	-5,23974	0,020811
L7.	0,512968	0,00886	L7.	0,896171	0,009166
konstant	-2,5E-05	0,000212	konstant	0,001986	0,00022
<hr/>					
<hr/>					
lexp_sac	Koeff.	Std. Err.			
<hr/>					
lbnp_fasac				lexp_sac_cf	
lbnp_fasac				lbnp_fasac	
L1.	4,689973	0,033221	L1.	0,383722	0,119701
L2.	-10,0869	0,131627	L2.	-1,29745	0,474274

L3.	12,68924	0,234173	L3.	1,827564	0,843766
L4.	-9,84817	0,234451	L4.	-1,36179	0,844765
L5.	4,477326	0,132306	L5.	0,538038	0,476721
L6.	-0,93767	0,033638	L6.	-0,08911	0,121203
lexp_sac_cf			lexp_sac_cf		
L1.	0,03385	0,010459	L1.	4,47898	0,037685
L2.	-0,1308	0,040276	L2.	-9,41179	0,145121
L3.	0,220287	0,070765	L3.	11,68122	0,254979
L4.	-0,20326	0,070349	L4.	-8,99477	0,25348
L5.	0,102021	0,039636	L5.	4,083787	0,142816
L6.	-0,02255	0,01021	L6.	-0,8688	0,036787
konstant	0,005124	0,000451	konstant	0,008509	0,001624

---

limp_sac	Koeff.	Std. Err.			
lbnp_fasac			limp_sac_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	6,205841	0,009101	L1.	0,521087	0,054503
L2.	-18,1338	0,03205	L2.	-2,29722	0,191938
L3.	32,40363	0,040195	L3.	4,77329	0,240718
L4.	-38,6326		L4.	-5,95157	
L5.	31,44263	0,061124	L5.	4,744587	0,366053
L6.	-17,0768	0,079963	L6.	-2,37401	0,478877
L7.	5,674444	0,047806	L7.	0,674723	0,286298
L8.	-0,88894	0,012107	L8.	-0,0829	0,072508
limp_sac_cf			limp_sac_cf		
L1.	0,046449	0,006682	L1.	5,992925	0,040015
L2.	-0,25973	0,035764	L2.	-17,1743	0,214179
L3.	0,670905	0,09057	L3.	30,41702	0,542402
L4.	-1,03165	0,138922	L4.	-36,266	0,831967
L5.	1,017314	0,138813	L5.	29,75686	0,831315
L6.	-0,64267	0,090395	L6.	-16,4293	0,541354
L7.	0,240605	0,035709	L7.	5,598917	0,213852
L8.	-0,04108	0,006688	L8.	-0,90939	0,04005
konstant	0,001678	0,000137	konstant	0,001219	0,000822

---

lprodukti	Koeff.	Std. Err.			
lbnp_fasac			lprodukti_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	4,848151	0,048988	L1.	0,042675	0,077076
L2.	-10,593	0,199074	L2.	-0,11387	0,313218
L3.	13,36081	0,358766	L3.	0,12188	0,564474
L4.	-10,2803	0,359753	L4.	-0,10637	0,566026

L5.	4,579666	0,200607	L5.	0,095785	0,315631
L6.	-0,92594	0,049636	L6.	-0,04524	0,078095
lprodukti_cf			lprodukti_cf		
L1.	0,074798	0,029413	L1.	4,503979	0,046277
L2.	-0,4332	0,109564	L2.	-9,52074	0,172386
L3.	0,960798	0,18607	L3.	11,88289	0,292757
L4.	-1,11473	0,178355	L4.	-9,19414	0,280619
L5.	0,696	0,096363	L5.	4,183032	0,151615
L6.	-0,19096	0,023597	L6.	-0,8882	0,037126
konstant	0,004122	0,000419	konstant	0,005371	0,000659

lbnp\_us\_sac      Koeff.      Std. Err.

lbnp_fasac			lbnp_us_sac		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,348004	0,013733	L1.	0,025807	0,012773
L2.	-13,3243	0,039579	L2.	-0,13491	0,036811
L3.	19,93427	0,040597	L3.	0,292389	0,037758
L4.	-19,2895		L4.	-0,34821	
L5.	12,04808	0,039601	L5.	0,233364	0,036832
L6.	-4,48954	0,037804	L6.	-0,07186	0,035161
L7.	0,766036	0,012646	L7.	0,000154	0,011762
lbnp_us_sac			lbnp_us_sac		
L1.	0,12501	0,062889	L1.	5,501183	0,058491
L2.	-0,53859	0,296444	L2.	-13,9883	0,275713
L3.	1,108088	0,645499	L3.	21,22784	0,600359
L4.	-1,35972	0,821198	L4.	-20,7241	0,76377
L5.	1,047031	0,642634	L5.	13,00801	0,597694
L6.	-0,48	0,293638	L6.	-4,86454	0,273104
L7.	0,104698	0,061995	L7.	0,837473	0,05766
konstant	0,002926	0,000589	konstant	0,000726	0,000548

lip\_sa              Koeff.      Std. Err.

lbnp_fasac			lip_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	4,678603	0,02979	L1.	-0,0936	0,068693
L2.	-10,0431	0,11731	L2.	0,603673	0,270511
L3.	12,61562	0,208206	L3.	-1,41852	0,48011
L4.	-9,77929	0,208661	L4.	1,694673	0,481161
L5.	4,437961	0,118238	L5.	-1,05845	0,27265
L6.	-0,92554	0,03027	L6.	0,283027	0,069801
lip_cf			lip_cf		
L1.	0,011858	0,013849	L1.	4,592947	0,031936

L2.	-0,07406	0,053803	L2.	-9,85475	0,124067
L3.	0,16564	0,095438	L3.	12,42046	0,220075
L4.	-0,19155	0,095434	L4.	-9,6703	0,220065
L5.	0,120179	0,053757	L5.	4,415001	0,12396
L6.	-0,03427	0,013794	L6.	-0,93793	0,031809
konstant	0,004756	0,000418	konstant	-0,00489	0,000965

---

kapvar\_sa      Koeff.      Std. Err.

---

lbnp_fasac			kapvar_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,339079	0,011342	L1.	-36,229	8,464321
L2.	-13,2465	0,024912	L2.	164,7157	18,59147
L3.	19,72861		L3.	-357,553	
L4.	-19,0149	0,062749	L4.	454,5298	46,82824
L5.	11,8502	0,097304	L5.	-358,669	72,61644
L6.	-4,4171	0,067828	L6.	171,0602	50,61873
L7.	0,755929	0,01969	L7.	-40,2442	14,6946
kapvar_cf			kapvar_cf		
L1.	0,000287	0,000092	L1.	5,455362	0,068662
L2.	-0,00127	0,000434	L2.	-13,8173	0,323904
L3.	0,002632	0,000949	L3.	20,93437	0,708209
L4.	-0,00318	0,001214	L4.	-20,4301	0,906204
L5.	0,002359	0,000957	L5.	12,83028	0,714431
L6.	-0,00102	0,000441	L6.	-4,80793	0,329376
L7.	0,000207	9,42E-05	L7.	0,832436	0,070292
konstant	0,001447	0,00034	konstant	0,737216	0,253549

---

konsvar\_sa      Koeff.      Std. Err.

---

lbnp_fasac			konsvar_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	2,570763	0,064679	L1.	-42,3364	36,53075
L2.	-2,42622	0,125503	L2.	67,60675	70,88417
L3.	0,839075	0,069993	L3.	-54,6397	39,53178
konsvar_cf			konsvar_cf		
L1.	0,000526	0,000117	L1.	2,266085	0,066146
L2.	-0,00101	0,000186	L2.	-2,15994	0,105235
L3.	0,000661	0,000112	L3.	0,801421	0,063385
konstant	0,005071	0,003156	konstant	9,060641	1,78263

---

manuf\_sa      Koeff.      Std. Err.

---

lbnp_fasac			manuf_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	2,441011	0,073665	L1.	-52,543	43,72351
L2.	-2,24834	0,139203	L2.	59,2736	82,62296
L3.	0,776037	0,075095	L3.	-31,3923	44,57185
manuf_cf			manuf_cf		
L1.	0,000469	0,000132	L1.	2,508395	0,078277
L2.	-0,00077	0,000223	L2.	-2,42134	0,132561
L3.	0,000473	0,000123	L3.	0,902467	0,072761
konstant	0,00967	0,003233	konstant	7,591068	1,918668

kons\_eusa      Koeff.      Std. Err.

lbnp_fasac			kons_eusa_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	3,224118	0,051778	L1.	31,60414	22,18703
L2.	-4,46356	0,136032	L2.	-75,1015	58,28968
L3.	3,127847	0,138611	L3.	70,51286	59,39487
L4.	-0,94121	0,05453	L4.	-25,9674	23,36623
kons_eusa_cf			kons_eusa_cf		
L1.	0,000198	0,000132	L1.	3,322873	0,05648
L2.	-0,00016	0,000344	L2.	-4,69204	0,147389
L3.	-0,00015	0,000347	L3.	3,26736	0,148878
L4.	0,000187	0,000136	L4.	-0,96138	0,058087
konstant	0,016342	0,001793	konstant	-0,35988	0,768416

lconstruct      Koeff.      Std. Err.                      Koeff.      Std. Err.

lbnp_fasac			lconstruct		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,352718	0,007359	L1.	0,250695	0,060576
L2.	-13,2848	0,01577	L2.	-0,51177	0,129822
L3.	19,76857		L3.	-0,56238	
L4.	-19,0095	0,038841	L4.	2,983215	0,319742
L5.	11,7907	0,061243	L5.	-4,111	0,504155
L6.	-4,36124	0,044212	L6.	2,666167	0,363953
L7.	0,739842	0,013524	L7.	-0,7084	0,111328
lconstruct			lconstruct		
L1.	0,023019	0,006909	L1.	5,453653	0,056878
L2.	-0,10369	0,032709	L2.	-13,8489	0,269265
L3.	0,213892	0,071901	L3.	21,04408	0,59189
L4.	-0,25794	0,092461	L4.	-20,5813	0,761147
L5.	0,191536	0,073174	L5.	12,93461	0,602373

L6.	-0,083	0,033853	L6.	-4,84169	0,278683
L7.	0,01635	0,007262	L7.	0,834113	0,059783
konstant	0,001146	0,000304	konstant	-0,00193	0,0025

lcons90	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lcons90			lcons90		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,324625	0,010768	L1.	-0,04905	0,06114
L2.	-13,1392	0,022832	L2.	1,329799	0,129641
L3.	19,38197		L3.	-5,78832	
L4.	-18,3737	0,055507	L4.	11,38842	0,315168
L5.	11,13965	0,087684	L5.	-12,1025	0,497866
L6.	-3,98113	0,063976	L6.	6,889545	0,36325
L7.	0,643733	0,019804	L7.	-1,68295	0,112448
lcons90			lcons90		
L1.	0,055326	0,011575	L1.	5,480535	0,065723
L2.	-0,25039	0,055207	L2.	-13,8539	0,313464
L3.	0,515709	0,121146	L3.	20,81766	0,687861
L4.	-0,61443	0,154761	L4.	-20,035	0,878723
L5.	0,445337	0,121271	L5.	12,34291	0,688572
L6.	-0,18554	0,055408	L6.	-4,51271	0,314606
L7.	0,034403	0,011699	L7.	0,758	0,066427
konstant	0,001239	0,000472	konstant	0,004685	0,002682

lnye_ordre	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lnye_ordre		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	3,87112	0,073132	L1.	1,192475	0,578053
L2.	-6,67899	0,232109	L2.	-3,40352	1,834634
L3.	6,383693	0,324409	L3.	3,593327	2,564197
L4.	-3,34746	0,234383	L4.	-1,53448	1,852612
L5.	0,755074	0,073497	L5.	0,167949	0,580938
lnye_ordre			lnye_ordre		
L1.	0,029097	0,009655	L1.	4,014952	0,076312
L2.	-0,08815	0,031247	L2.	-7,08918	0,246979
L3.	0,111445	0,043895	L3.	6,84768	0,346958
L4.	-0,06983	0,031296	L4.	-3,60916	0,24737
L5.	0,018655	0,009699	L5.	0,823696	0,076662
konstant	0,005334	0,001804	konstant	-0,00684	0,014255

lfullcap_sa	Koeff.	Std. Err.		Koeff.	Std. Err.
-------------	--------	-----------	--	--------	-----------

lbnp_fasac			lfullcap_sa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	6,098155	0,011656	L1.	1,550215	0,10981
L2.	-17,6269	0,038678	L2.	-7,4345	0,364365
L3.	31,30869	0,046944	L3.	17,04012	0,442237
L4.	-37,2648		L4.	-23,7607	
L5.	30,40353	0,069551	L5.	21,71388	0,655208
L6.	-16,6229	0,09154	L6.	-13,0226	0,862364
L7.	5,586786	0,055539	L7.	4,790241	0,523206
L8.	-0,89097	0,014436	L8.	-0,8324	0,135995
lfullcap_sa			lfullcap_sa		
L1.	0,007302	0,003081	L1.	6,155724	0,029021
L2.	-0,03641	0,017003	L2.	-17,9533	0,160181
L3.	0,086302	0,044049	L3.	32,1096	0,41497
L4.	-0,12269	0,068801	L4.	-38,3838	0,648142
L5.	0,111651	0,069716	L5.	31,35663	0,656769
L6.	-0,0643	0,045855	L6.	-17,1102	0,431982
L7.	0,02134	0,018197	L7.	5,717673	0,171425
L8.	-0,00297	0,003402	L8.	-0,90353	0,032046
konstant	0,002636	0,000307	konstant	-0,01484	0,002896

lenebo	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.	
lbnp_fasac		lenebo_cf			
lbnp_fasac		lbnp_fasac			
L1.	5,301372	0,018309	L1.	0,275929	0,023823
L2.	-13,1318	0,061605	L2.	-1,30974	0,08016
L3.	19,59363	0,086907	L3.	2,908448	0,113084
L4.	-18,9707	0,055027	L4.	-3,79449	0,071602
L5.	11,90519		L5.	3,062951	
L6.	-4,48633	0,021204	L6.	-1,4522	0,02759
L7.	0,783098	0,009772	L7.	0,319373	0,012715
lenebo_cf		lenebo_cf			
L1.	-0,17334	0,046917	L1.	5,531108	0,061049
L2.	0,800994	0,225232	L2.	-14,1225	0,293073
L3.	-1,73611	0,495025	L3.	21,49739	0,64413
L4.	2,223607	0,634293	L4.	-21,034	0,825346
L5.	-1,77369	0,499772	L5.	13,20967	0,650306
L6.	0,837695	0,229801	L6.	-4,92441	0,299019
L7.	-0,1867	0,048416	L7.	0,839676	0,063
konstant	0,000568	0,000467	konstant	-0,00363	0,000608

llanhus_sa	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
------------	--------	-----------	--------	-----------



lbnp_fasac			llanhus_sa		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	4,719623	0,031055	L1.	-1,76066	0,548552
L2.	-10,2066	0,1227	L2.	7,148474	2,167393
L3.	12,90815	0,217999	L3.	-12,9141	3,85077
L4.	-10,0754	0,218453	L4.	12,82586	3,858781
L5.	4,6073	0,123696	L5.	-7,00567	2,18498
L6.	-0,96893	0,031726	L6.	1,628432	0,56041
llanhus_sa			llanhus_sa		
L1.	0,007147	0,001894	L1.	4,50325	0,033457
L2.	-0,02892	0,007277	L2.	-9,56394	0,128548
L3.	0,052726	0,012888	L3.	11,98364	0,227651
L4.	-0,05392	0,012875	L4.	-9,33297	0,22742
L5.	0,030969	0,007259	L5.	4,281089	0,128215
L6.	-0,0081	0,001888	L6.	-0,92342	0,03335
konstant	0,004919	0,000429	konstant	0,028303	0,007571

lbnp_fasac	Koeff.	Std. Err.	lgoil_sac_cf	Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	6,223693	0,009239	L1.	0,246765	0,090659
L2.	-18,3097	0,031717	L2.	-1,51407	0,311214
L3.	33,04544	0,039066	L3.	4,844126	0,383326
L4.	-39,9098		L4.	-9,58933	
L5.	32,99351	0,058422	L5.	12,23319	0,573262
L6.	-18,2472	0,076822	L6.	-9,96571	0,753811
L7.	6,188103	0,046508	L7.	4,801285	0,456353
L8.	-0,99126	0,011998	L8.	-1,06361	0,117727
lgoil_sac_cf			lgoil_sac_cf		
L1.	-0,00362	0,003336	L1.	6,121344	0,032732
L2.	0,018265	0,018001	L2.	-17,6766	0,17663
L3.	-0,04041	0,045514	L3.	31,26845	0,446598
L4.	0,051232	0,069454	L4.	-36,9699	0,68151
L5.	-0,04027	0,068878	L5.	29,89131	0,675857
L6.	0,019865	0,04441	L6.	-16,1571	0,435765
L7.	-0,00607	0,017301	L7.	5,35192	0,169761
L8.	0,001102	0,003172	L8.	-0,83706	0,031123
konstant	0,002219	0,00017	konstant	0,003988	0,001671

lghus_sac	Koeff.	Std. Err.	lghus_c_cf	Koeff.	Std. Err.
lbnp_fasac			lghus_c_cf		

lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,42852	0,009727	L1.	0,919836	0,052343
L2.	-13,6652	0,028962	L2.	-3,95257	0,15585
L3.	20,66519	0,030338	L3.	7,913079	0,163251
L4.	-20,2503		L4.	-9,44531	
L5.	12,85634	0,030864	L5.	7,104712	0,166082
L6.	-4,90397	0,030129	L6.	-3,20933	0,162131
L7.	0,868331	0,01042	L7.	0,696233	0,056069
lghus_c_cf			lghus_c_cf		
L1.	-0,0196	0,010568	L1.	5,369158	0,056869
L2.	0,098708	0,050354	L2.	-13,4105	0,270962
L3.	-0,23872	0,11061	L3.	20,05775	0,595206
L4.	0,341977	0,14209	L4.	-19,3326	0,764604
L5.	-0,30602	0,112542	L5.	11,97378	0,605604
L6.	0,162145	0,052208	L6.	-4,40108	0,28094
L7.	-0,03981	0,011188	L7.	0,735843	0,060202
konstant	0,000668	0,000224	konstant	-0,0064	0,001207

---

lg_c	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.	
lbnp_fasac					
lbnp_fasac			lg_c_cf		
L1.	6,277499	0,011446	lbnp_fasac		
L2.	-18,5254	0,040292	L1.	-0,23738	0,052785
L3.	33,41946	0,050591	L2.	1,556506	0,185812
L4.	-40,2253		L3.	-4,20066	0,233307
L5.	33,04957	0,077348	L4.	6,33057	
L6.	-18,1109	0,101777	L5.	-5,84279	0,356701
L7.	6,065518	0,0612	L6.	3,319108	0,469356
L8.	-0,95583	0,015498	L7.	-1,07187	0,282232
lg_c_cf			L8.	0,151006	0,071473
L1.	-0,02189	0,007631	lg_c_cf		
L2.	0,105931	0,040354	L1.	6,071705	0,035193
L3.	-0,2353	0,10182	L2.	-17,5451	0,186098
L4.	0,306015	0,156744	L3.	31,18137	0,469557
L5.	-0,2474	0,158067	L4.	-37,1204	0,722843
L6.	0,121283	0,104401	L5.	30,26673	0,728946
L7.	-0,03195	0,042026	L6.	-16,5281	0,481458
L8.	0,002995	0,008054	L7.	5,547115	0,193809
konstant	0,001737	0,000131	konstant	0,001894	0,000604

---

lbolig	Koeff.	Std. Err.	Koeff.	Std. Err.
--------	--------	-----------	--------	-----------

---

lbnp_fasac			lbolig_cf		
lbnp_fasac			lbnp_fasac		
L1.	5,452931	0,008704	L1.	0,654211	0,244161
L2.	-13,7014	0,025767	L2.	-3,36017	0,722786
L3.	20,53965	0,02658	L3.	6,771793	0,745596
L4.	-19,8171		L4.	-6,91169	
L5.	12,27869	0,026255	L5.	3,627254	0,73647
L6.	-4,50842	0,025416	L6.	-0,69019	0,712933
L7.	0,752113	0,008717	L7.	-0,08806	0,244529
lbolig_cf			lbolig_cf		
L1.	0,00914	0,002037	L1.	5,31347	0,057135
L2.	-0,0424	0,009386	L2.	-13,2253	0,263282
L3.	0,089184	0,020252	L3.	19,83225	0,568083
L4.	-0,10898	0,025785	L4.	-19,2622	0,723287
L5.	0,082351	0,020364	L5.	12,09565	0,571238
L6.	-0,03682	0,009485	L6.	-4,55184	0,266075
L7.	0,00765	0,00207	L7.	0,79176	0,058062
konstant	0,001095	0,000202	konstant	-0,00087	0,005669

#### C4 - Autokorrelasjon i CF-VAREne

Tabell AC4.1 viser antall lags fra BIC-testen modifisert til maks 16 i kolonnen BIC, og antall lags i de stabile CF-VAREne. Kolonnen "dak" angir antall signifikante autokorrelasjonsledd fra de stabile VAREne minus tilsvarende for den justerte BICen. Et negativt tall betyr altså at de stabile VAREne gir mindre autokorrelasjon, noe vi ikke skulle forvente i og med at laglengden er kortere. Som vi ser er det ingen tendens til at de lengre VAREne systematisk har mindre autokorrelasjon, og i flere tilfeller er problemene faktisk mindre i de korte VAREne. Disse resultatene gjør det enda mer uaktuelt å lempe på stabilitetskravet eller avvike fra begrensningen på åtte for å fjerne autokorrelasjonen.

Tabell AC4.1 - ak CF - stabile vs BIC

Variabel	BIC	Stabil	dak
lbnp_fasac	11	8	1
lprivcon_sac	16	7	2
lexp_sac	11	7	-1
limp_sac	9	8	0
lprodukti	9	6	2
lbnp_us_sac	9	8	-1
lip	11	6	1
kapvar	16	7	-3
konsvar	15	3	6
manuf	15	3	-1
kons_eusa	11	4	2
lbolig	11	7	-2
lconstruct	11	7	-3
lconstruct90	11	7	5
lnye_ordre	16	5	-1
lfullcap_sa	11	8	-1
lenebo	14	7	1
llanhus_sa	11	6	0
lgoil_sac	16	8	3
lghus_c	11	7	1
lg_c	11	8	0

## Del D – Prediksjoner – Modellegenskaper

Denne seksjonen inneholder figurer, tabeller og annet som ikke er inkludert i seksjon 10.

### D1 - Root mean squared error

Rmse kan defineres som

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^n (y - \hat{y})^2}{n}}$$

Der  $y$  er den observerte verdien,  $\hat{y}$  er den predikerte verdien fra modellen, og  $n$  er antall predikerte verdier.

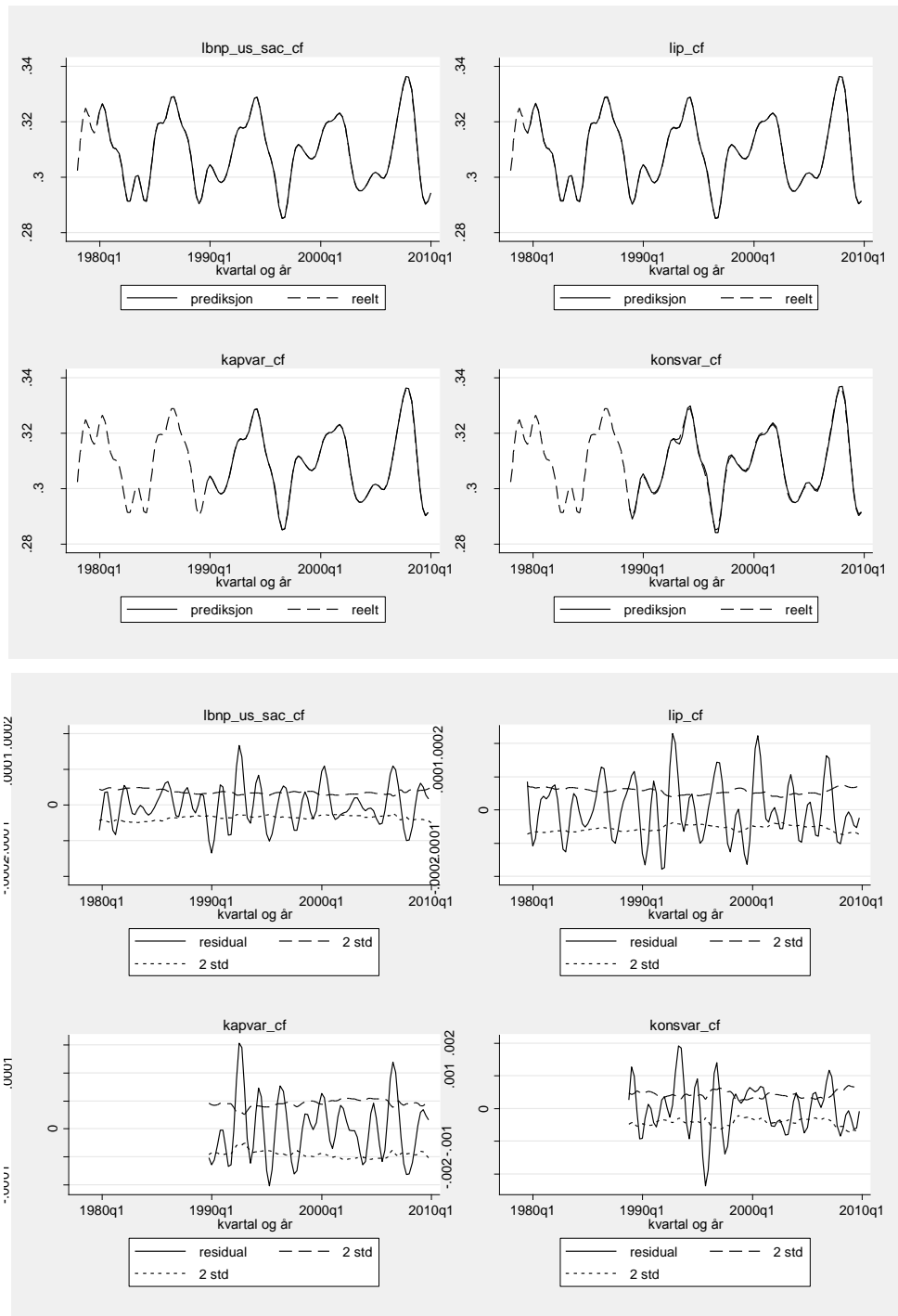
Dette er et vanlig mål for hvor godt en modell passer til datasettet, og viser den gjennomsnittlige forskjellen mellom modellens prediksjoner og de observerte verdiene. Jo lavere denne verdien er, dess bedre beskriver modellen datasettet.

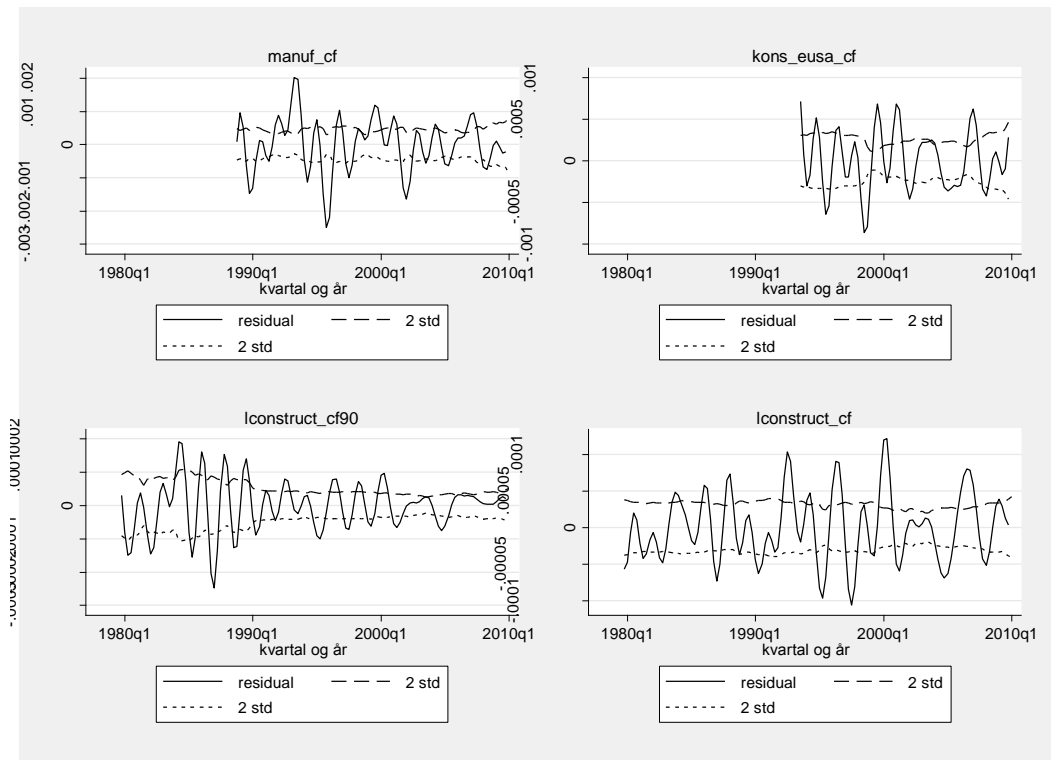
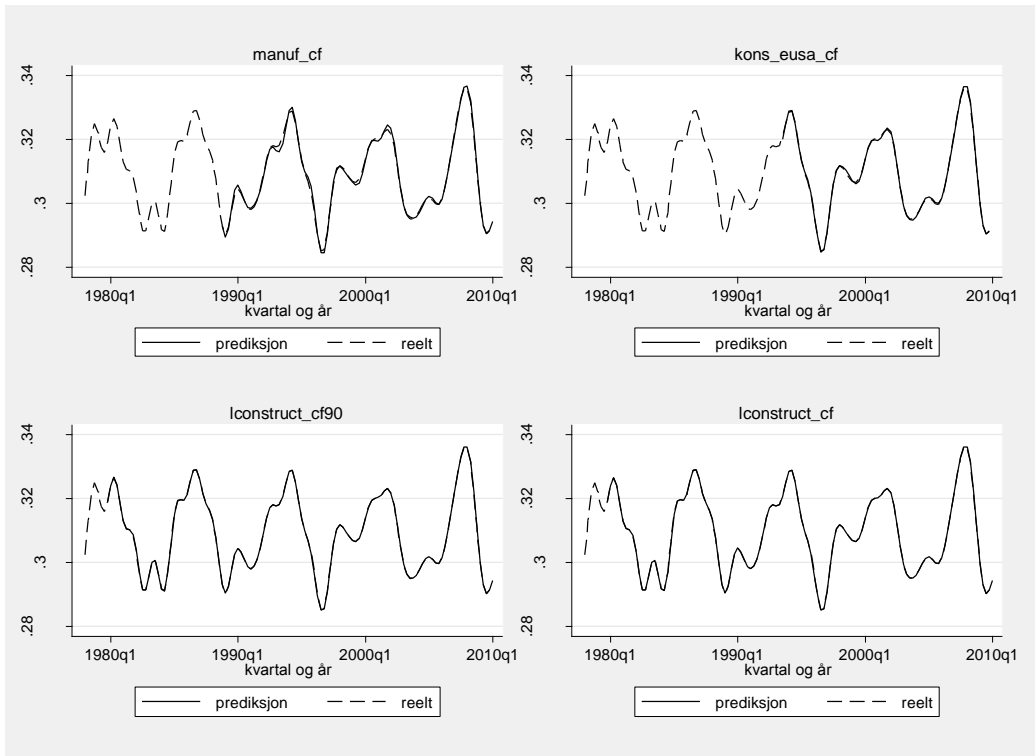
## D2 - In sample-prediksjoner - figurer

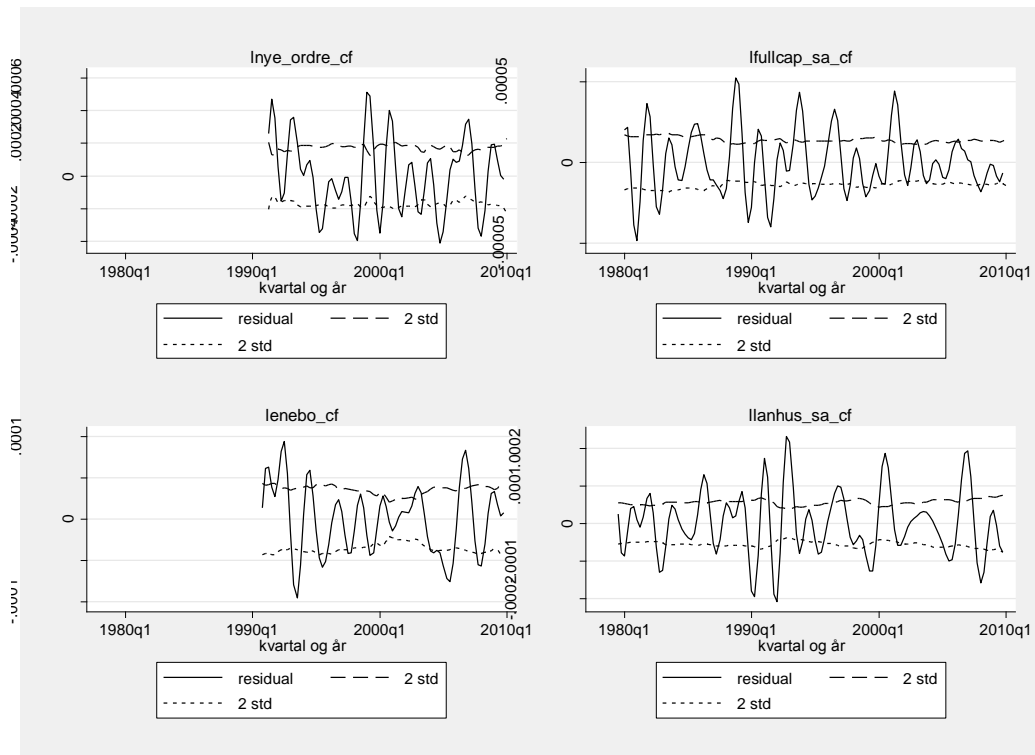
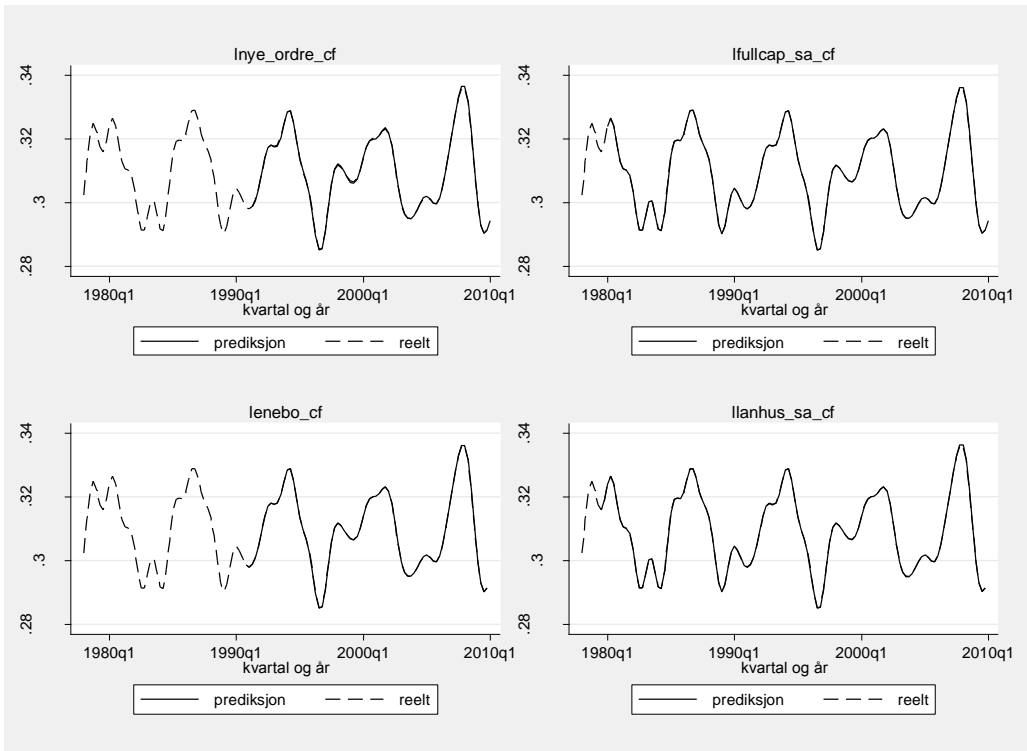
De følgende sidene viser figurer med in sample-prediksjoner og residualer for alle seriene, bortsett fra de fire som er inkluderte i hovedteksten. Residualene er definerte som observert verdi minus predikert verdi, med andre ord indikerer positive residualer at modellens prediksjoner var for lave.

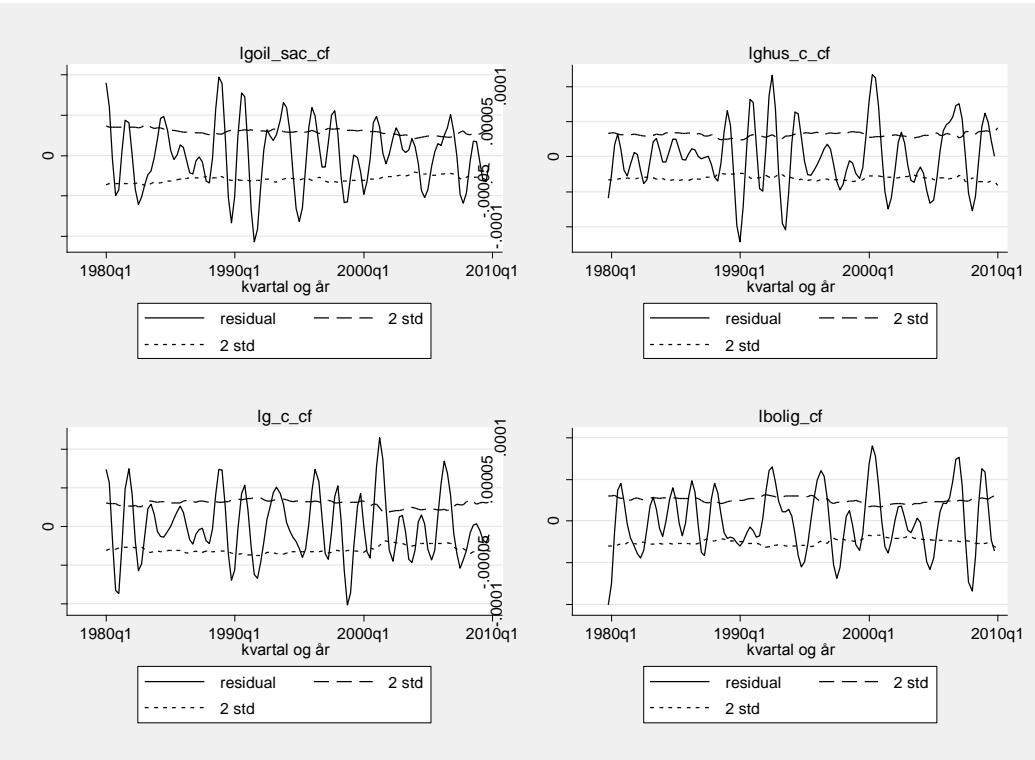
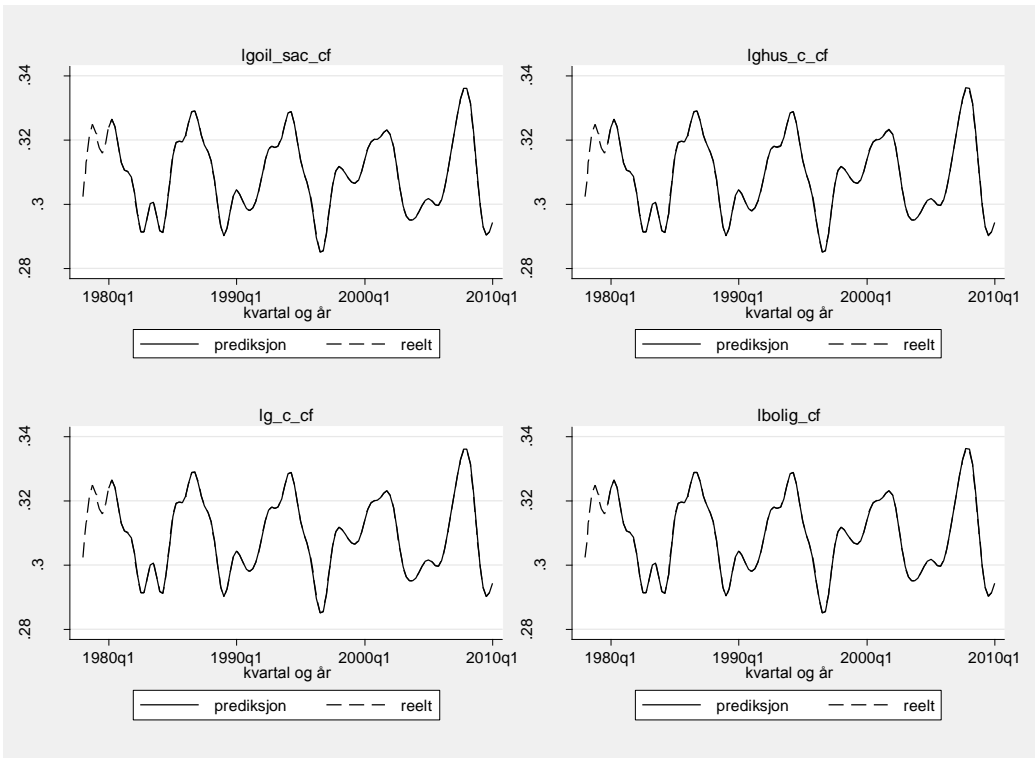
### D2.1 In sample-prediksjoner - én periode - seksjon 10.1

Her følger først CF-VAREne med sine residualer og deretter HP-VAREne med tilhørende residualer.

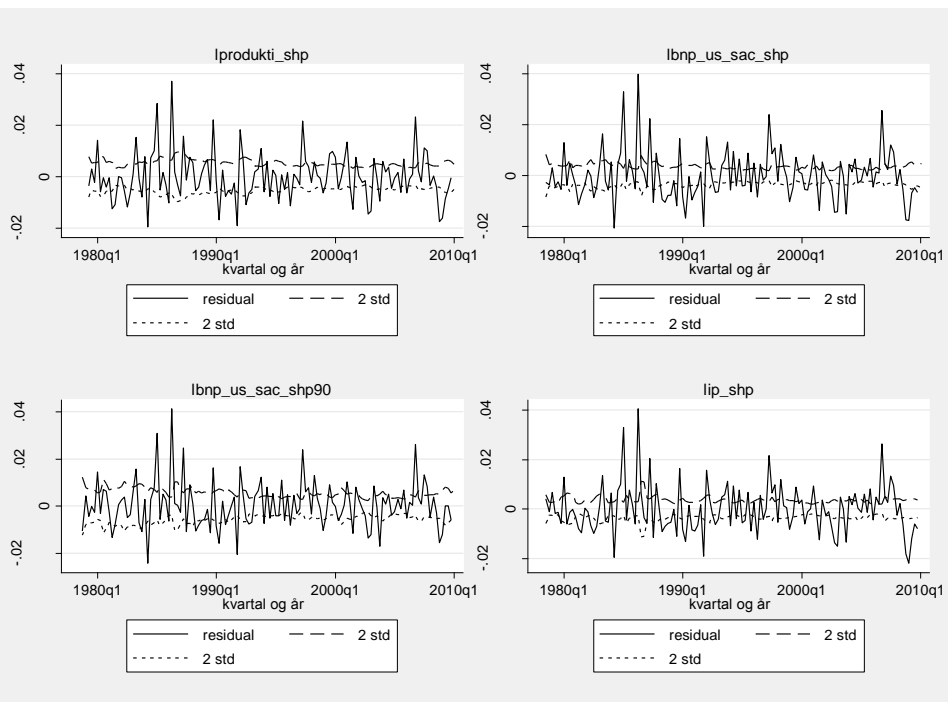
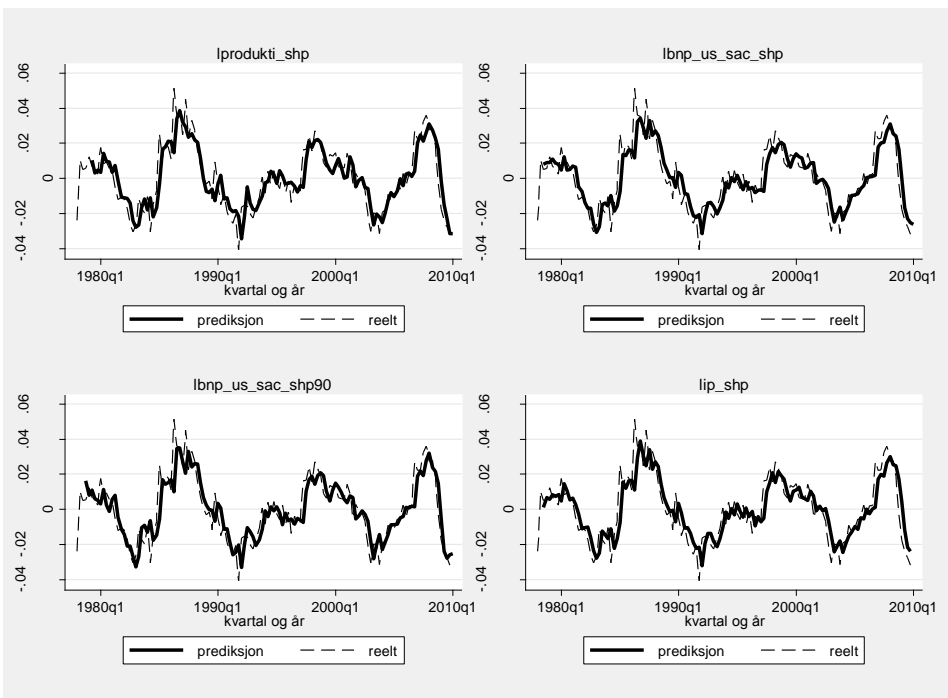
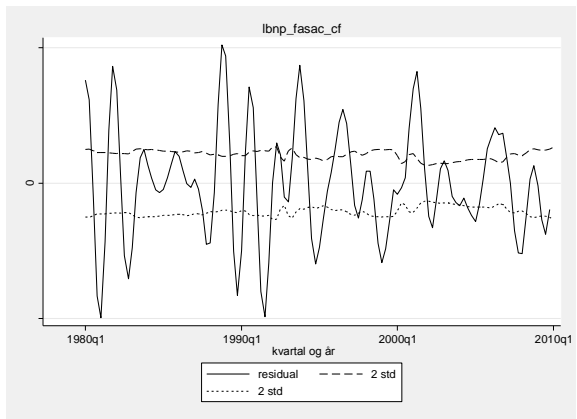
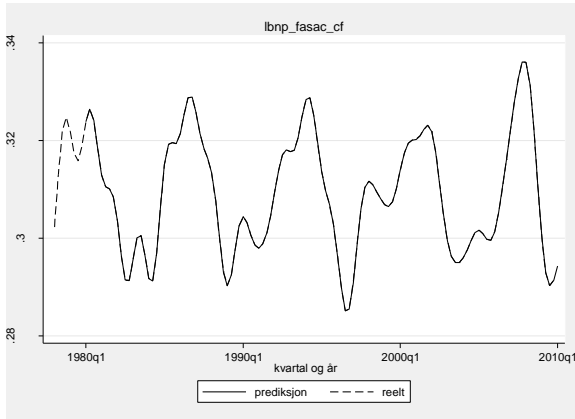


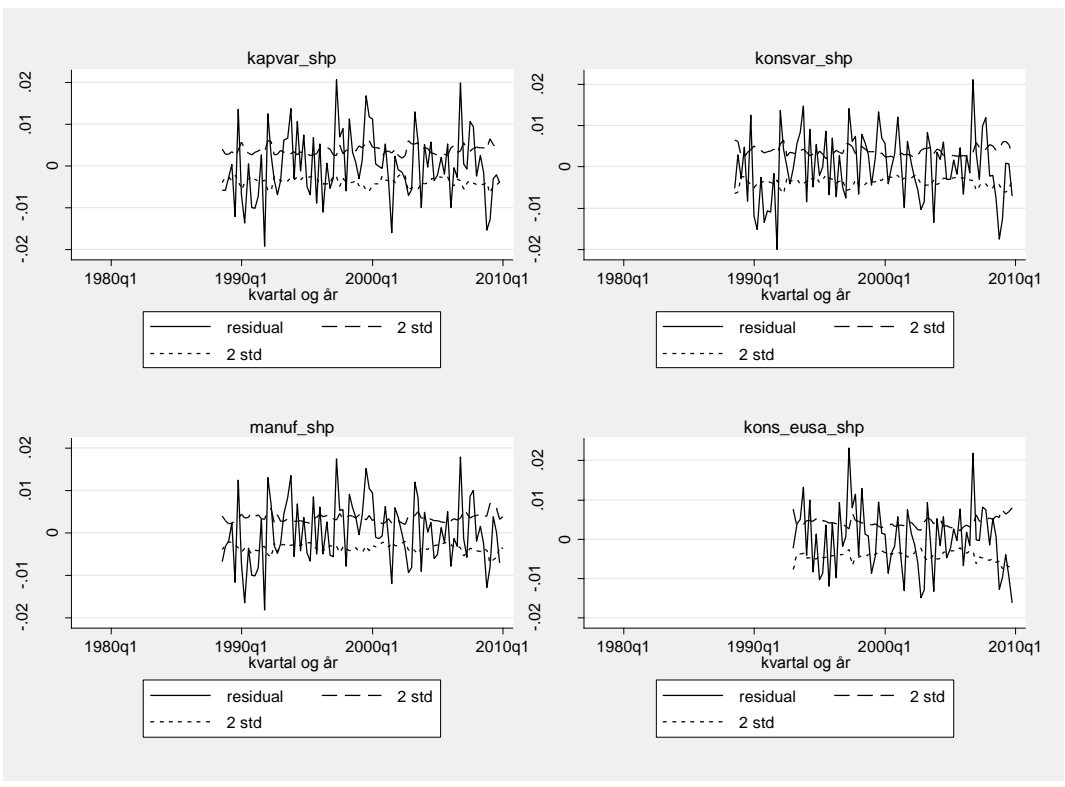
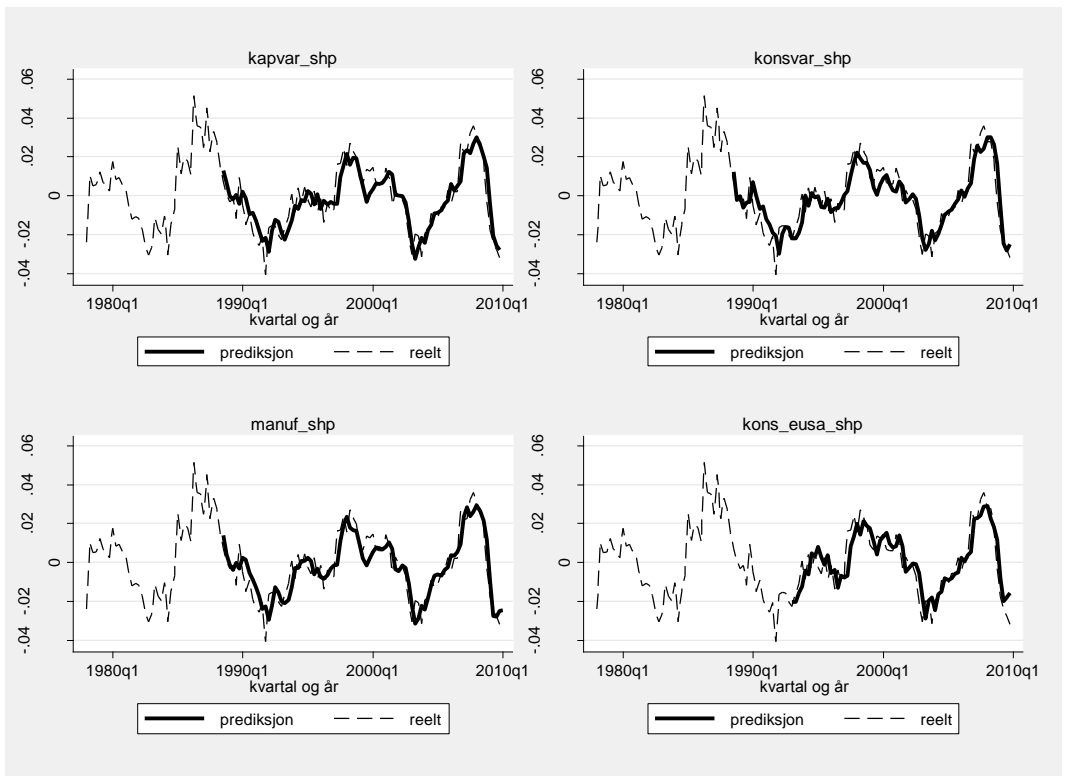


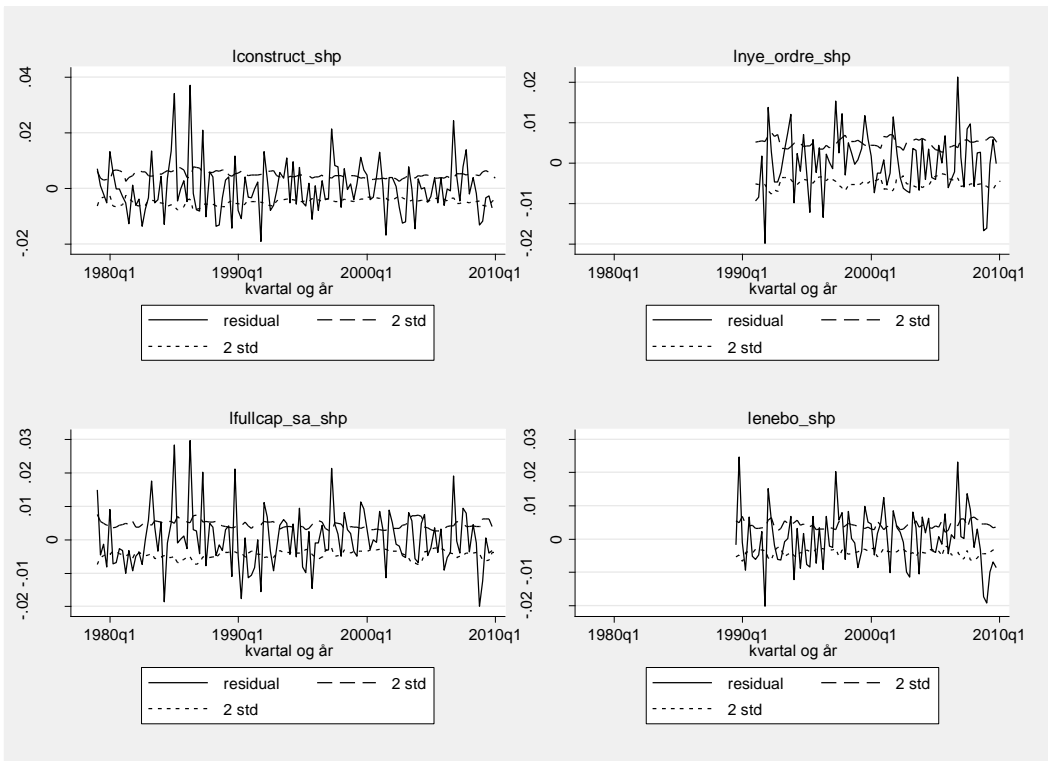
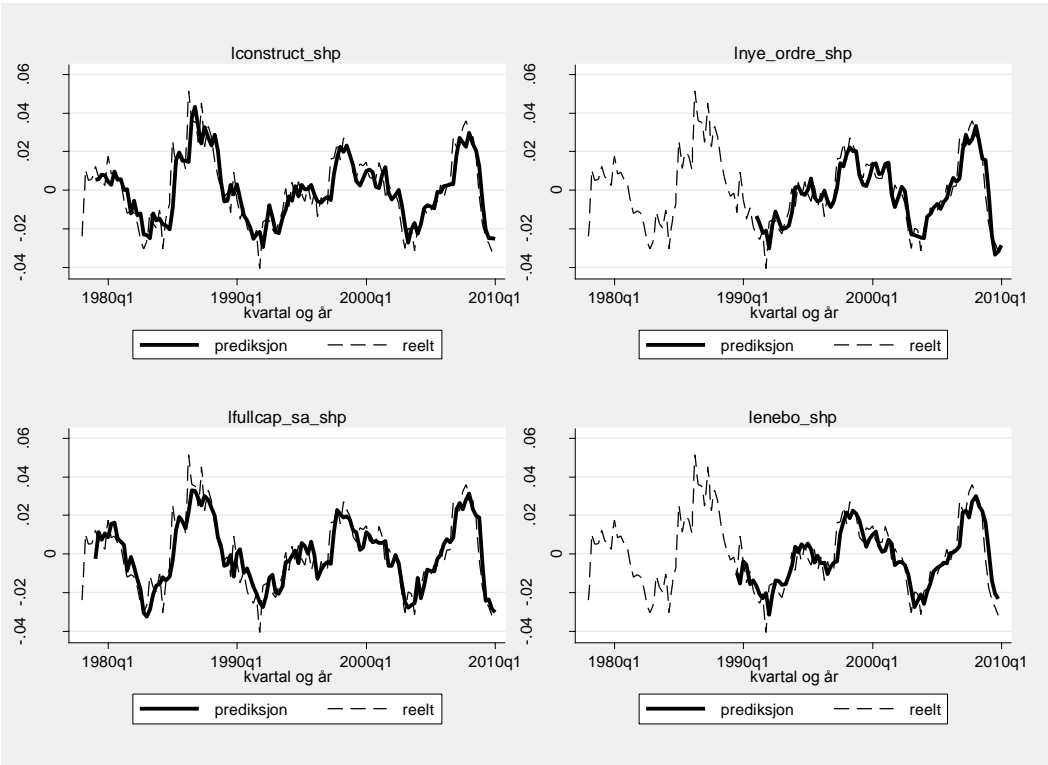


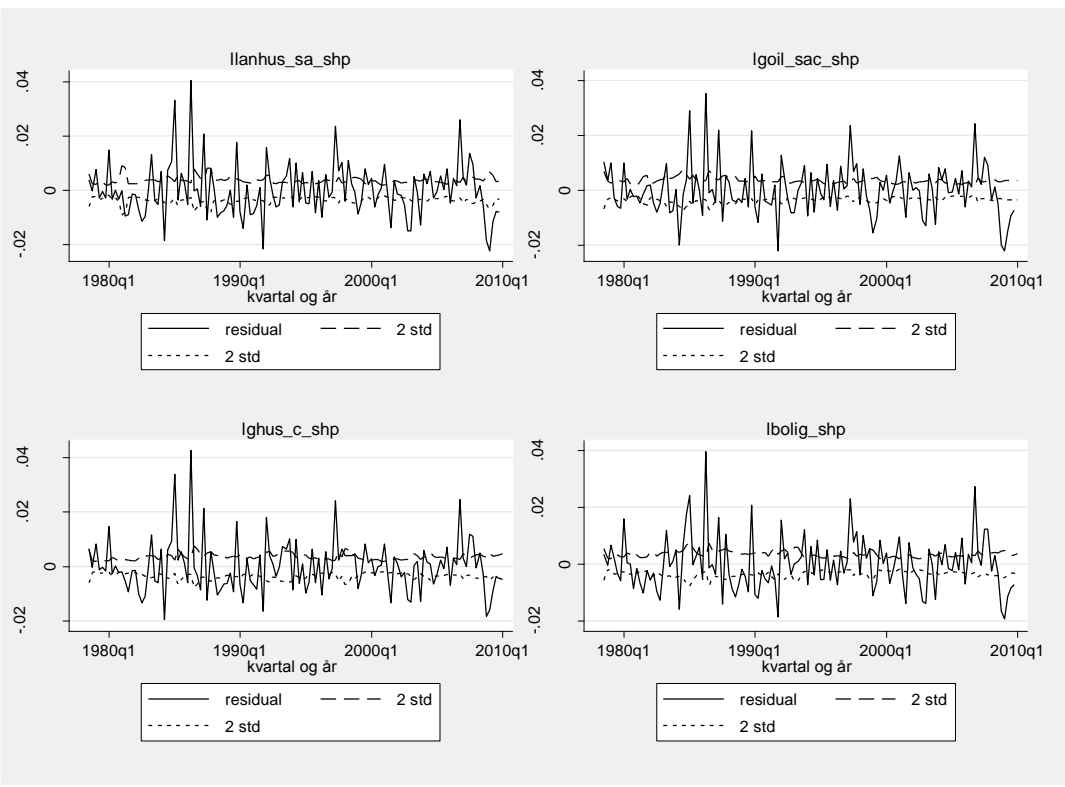
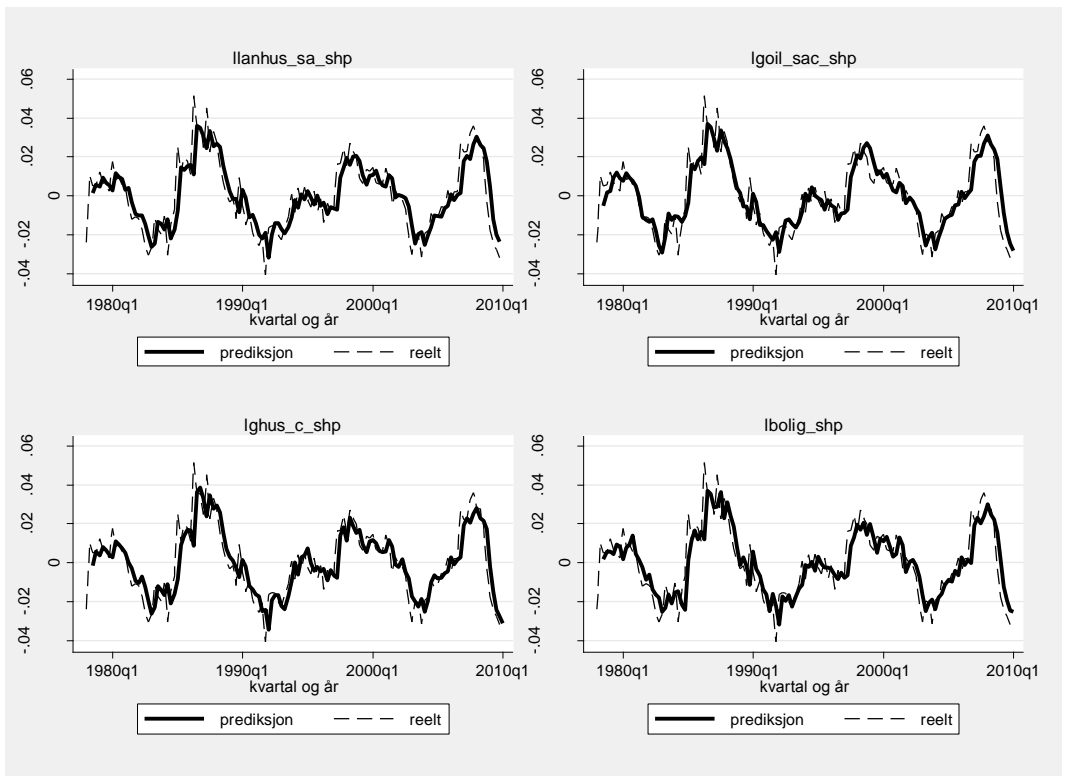


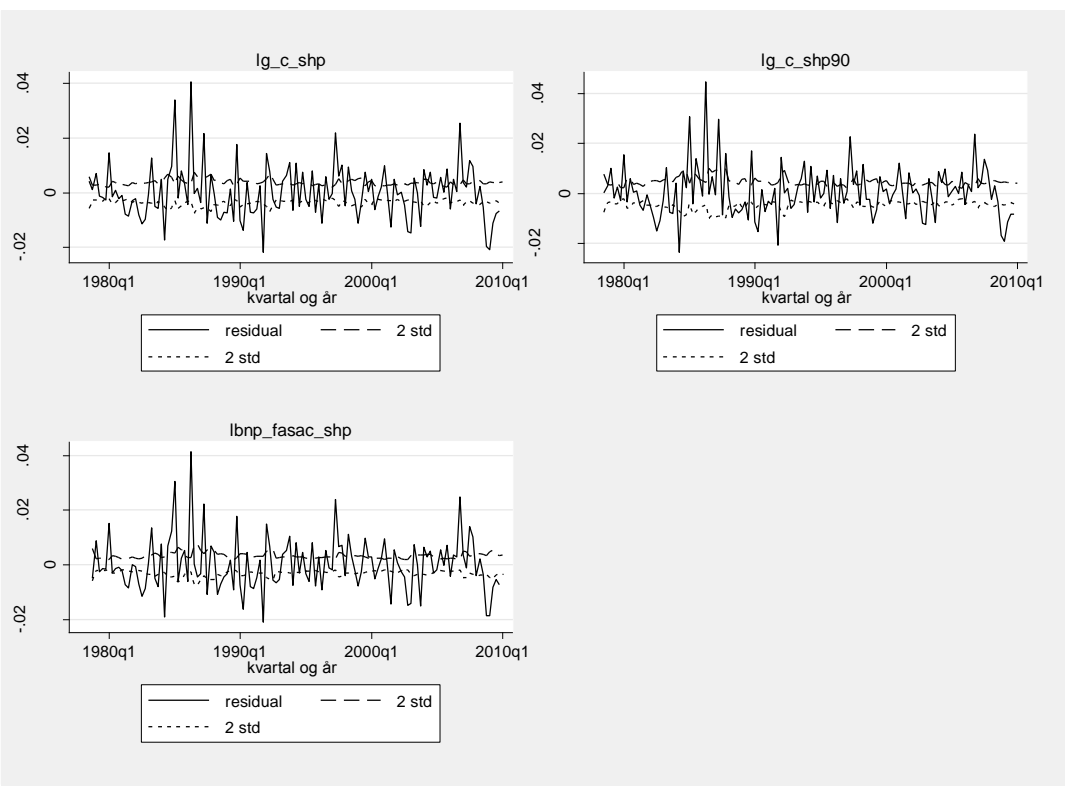
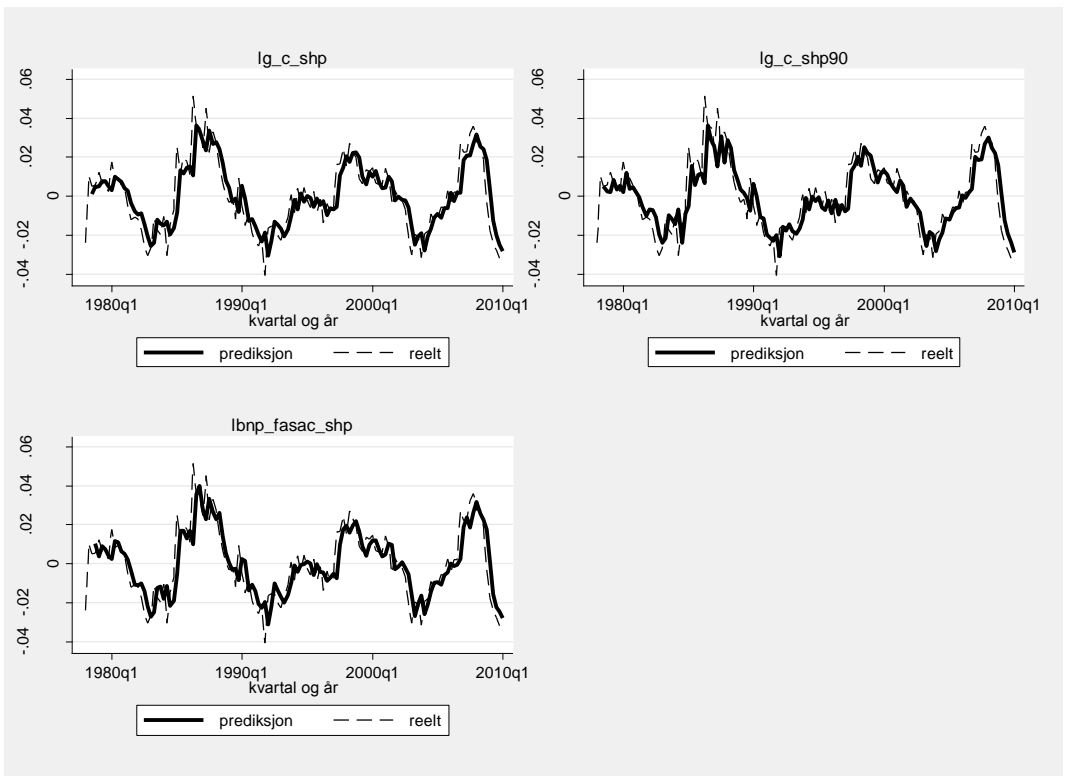






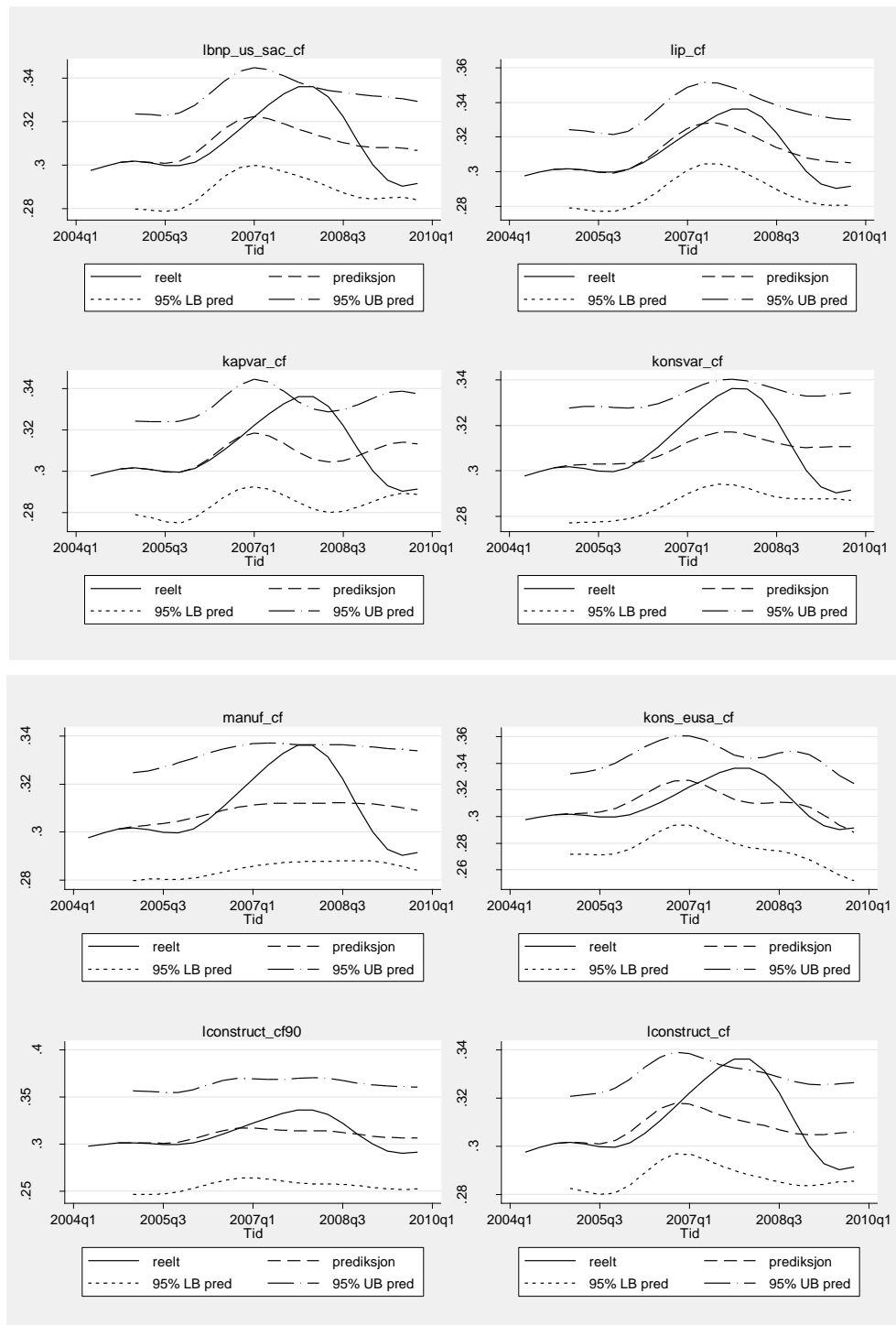


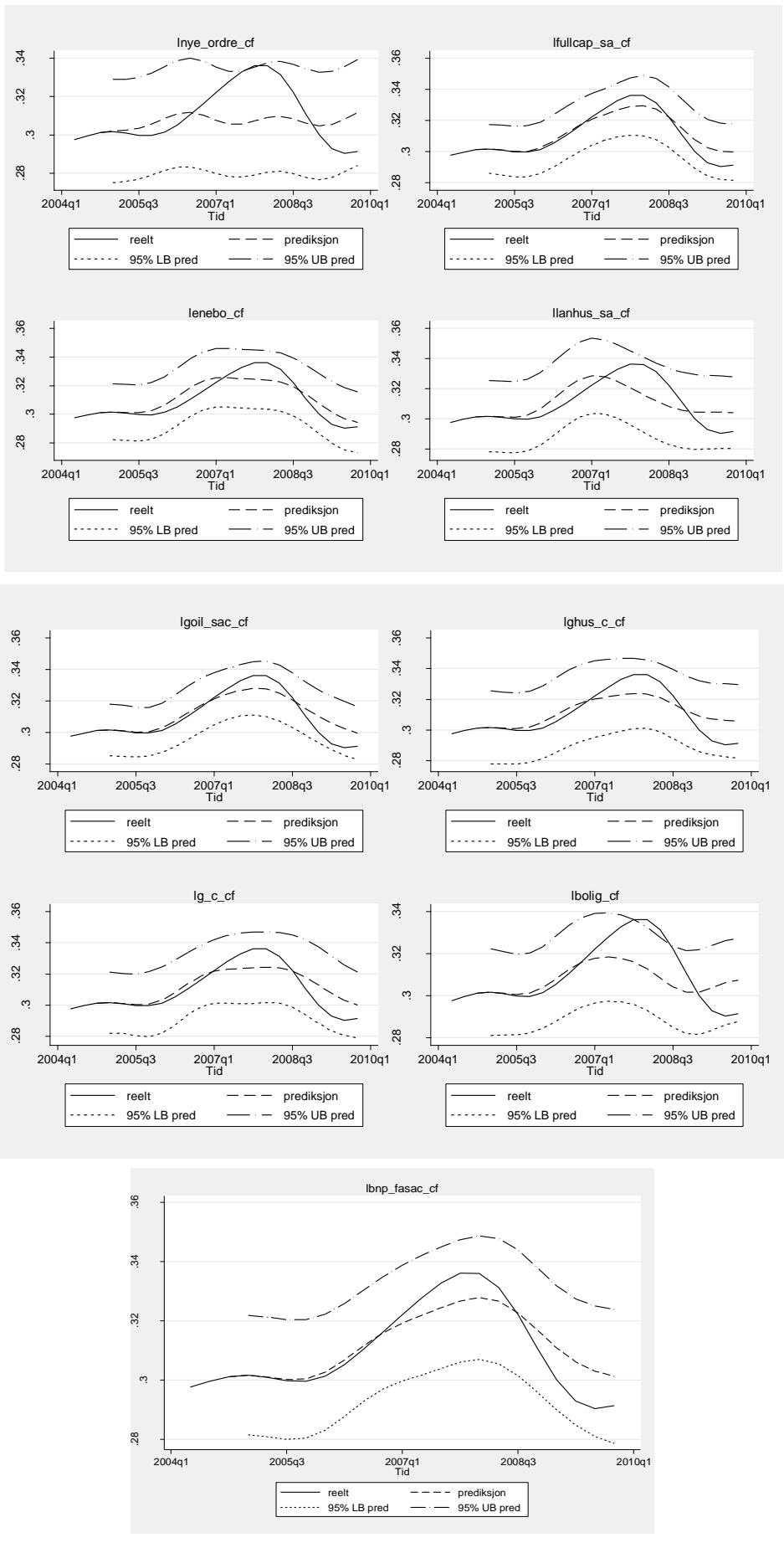


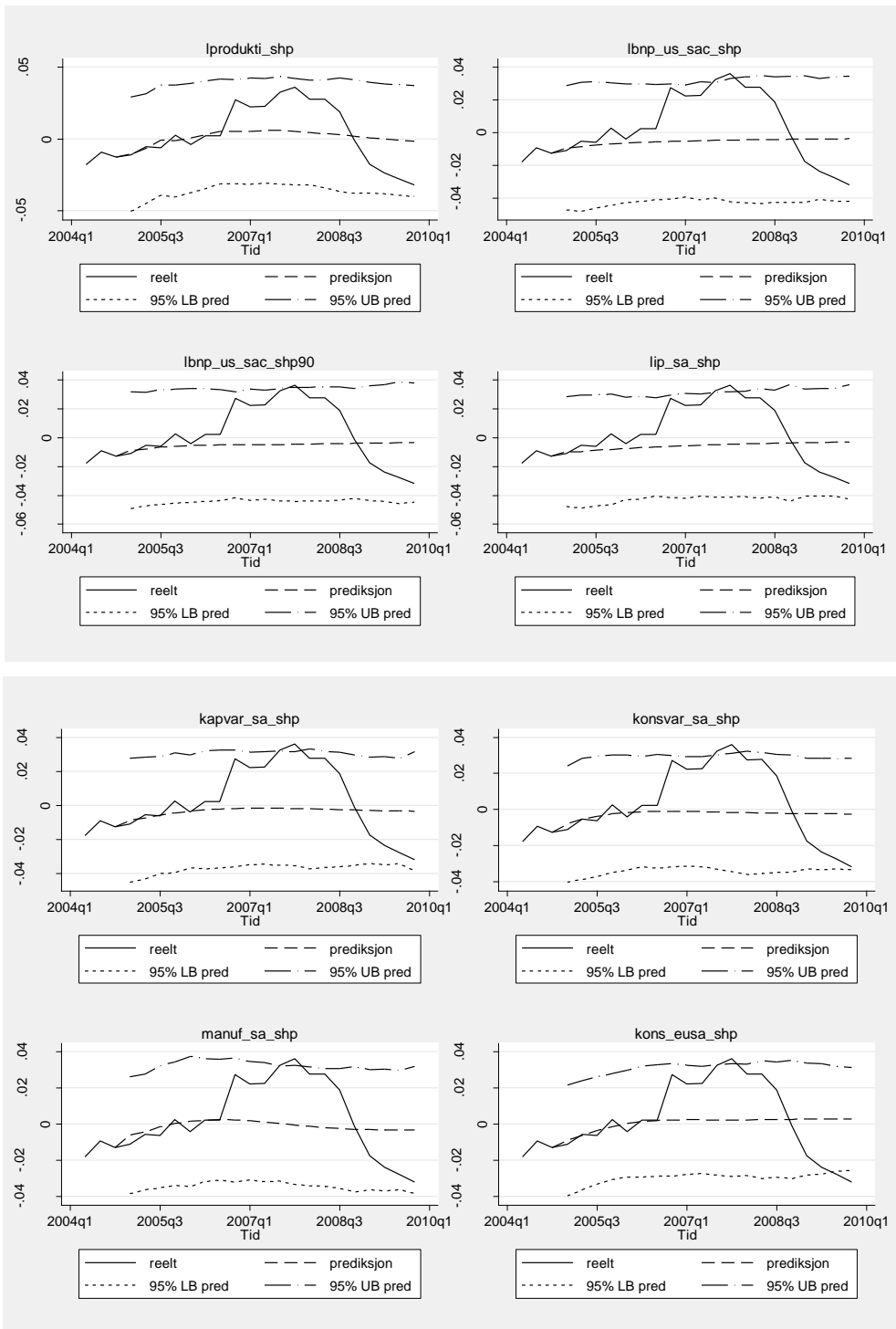


## D2.2 In sample-prediksjoner – 20 perioder – seksjon 10.2

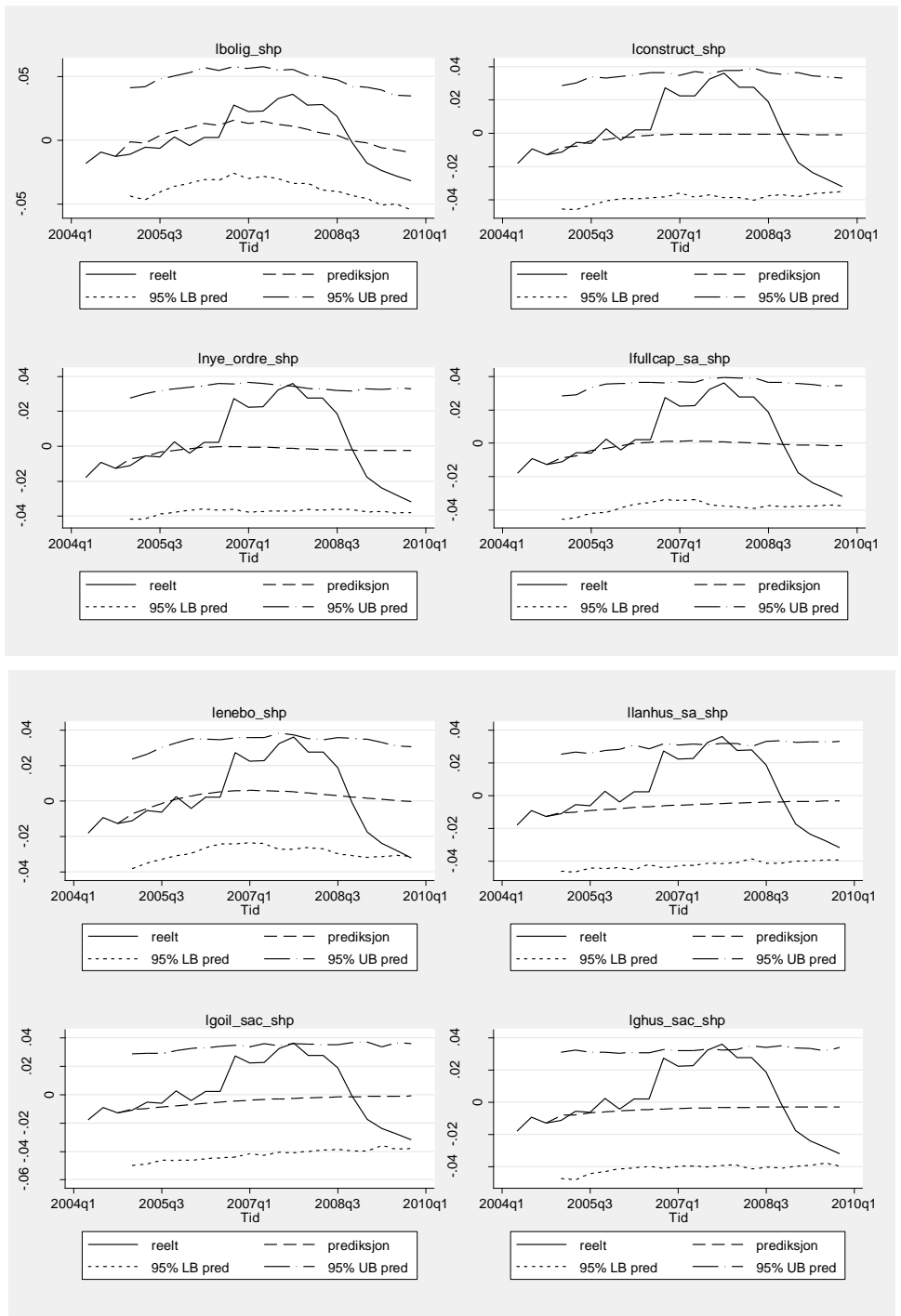
Over de neste sidene følger de lange prognosene fra seksjon 10.2. CF-VAREne kommer først, deretter HP-VAREne.

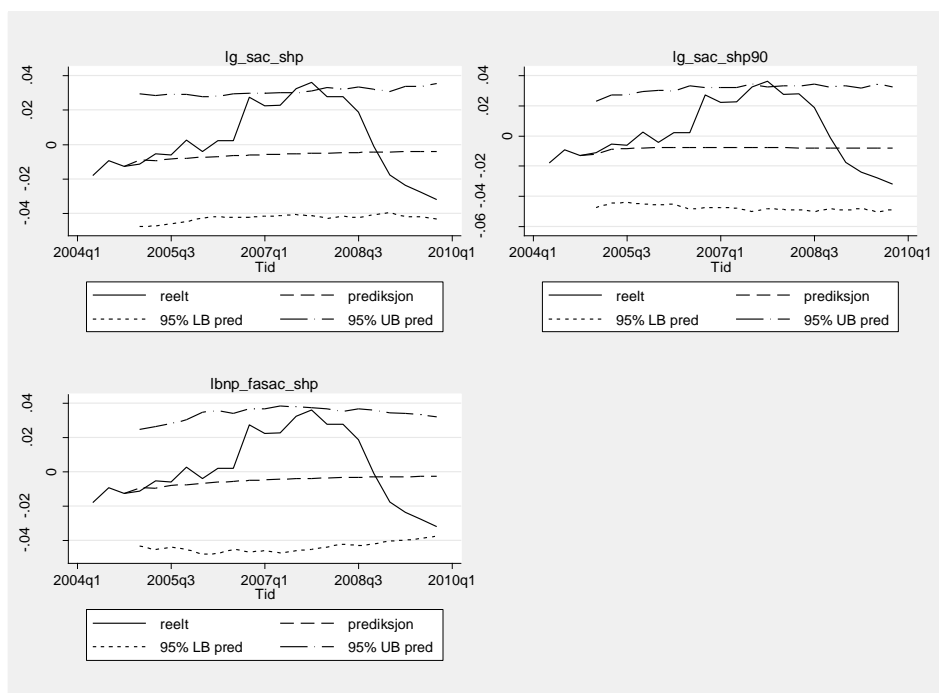












### D3 - Out of sample prediksjoner – seksjon 10.4

Den følgende seksjonen viser out of sample resultatene fra seksjon 10.4.

#### D3.1 Root mean squared error – én periode

De følgende tabellene viser RMSE for de fem out of sample-VAREne fra seksjon 10.4.1. De to tallene i overskriftene viser hvilket år som er det første som ikke er inkludert i datagrunnlaget for estimeringen av VAREne. "Totalt" viser RMSE for hele den predikerte perioden, mens "OoS" viser RMSE utelukkende for out of sample-perioden.

Tabell AD3.1.1 del 1 - Rmse én periode out of sample

Variabel	CF 05		CF 06		CF 07		CF 08	
	05 Totalt	05 OoS	06 Totalt	06 OoS	07 Totalt	07 OoS	08 Totalt	08 OoS
lbnp_fasac	.00002089	.00001819	.00002085	.00001922	.00002072	.00001686	.00002066	.00001515
lprivcon_sac	.00004303	.00007237	.00004309	.00007987	.00004268	.00008784	.00004161	.00009378
lexp_sac	.00008967	.00013391	.00008945	.00014777	.00008842	.00015201	.00008517	.00012148
limp_sac	.00001571	.00002087	.00001563	.0000225	.00001524	.00001802	.00001504	.00001323
lprodukti	.00006898	.000074	.00006922	.00008098	.00006885	.00007188	.00006826	.00004492
lbnp_us_sac	.00005658	.00008433	.00005634	.00009019	.00005645	.00009173	.00005511	.00008297
lip	.00009128	.00011837	.0000914	.00013122	.00008923	.00011512	.0000867	.00006898
kapvar	.00006269	.00009421	.00005943	.00009107	.00005896	.00008564	.00005648	.00007069
konsvar	.00077297	.00071356	.00077192	.00075639	.00076682	.00078096	.00076279	.0006842
manuf	.00082562	.00065602	.00082648	.00070862	.00081663	.00068691	.00081157	.00056383

kons_eusa	.00037843	.00040137	.00038533	.00045931	.00037675	.00044644	.00036295	.0002967
lbolig	.00003922	.00006016	.00003865	.00006211	.00003818	.00006192	.00003796	.00006001
lconstruct	.00004947	.000066	.00004924	.00006902	.00004762	.00004696	.00004731	.00004363
lconstruct90	.00005244	.00006479	.00004987	.00005619	.00004589	.00002943	.00004605	.00003493
lnye_ordre	.00023198	.000237	.00023128	.00024168	.00023317	.00026915	.00023041	.00024162
lfullcap_sa	.00001965	.0000143	.0000196	.00001486	.00001946	.00001312	.0000194	.00001322
lenebo	.00006115	.00011225	.00006054	.00011827	.00005107	.00009334	.00004358	.00005558
llanhus_sa	.00009252	.0001467	.00009235	.00015715	.00009111	.00015671	.00008762	.00011656
lgoil_sac	.00001681	.00001844	.00001676	.00001966	.00001647	.00001766	.00001626	.00001255
lghus_c	.0000476	.00006516	.00004719	.00006683	.00004704	.00006758	.000047	.00007324
lg_c	.00001732	.00002165	.00001729	.00002313	.00001697	.0000174	.00001662	.000008037

Tabell AD3.1.1 del2-Rmse én periode out of sample

Variabel	CF 09		
	09 Totalt	09 OoS	RMSE CF
lbnp_fasac	.00002068	.0000167	.00002062
lprivcon_sac	.0000402	.00009487	.00003901
lexp_sac	.00008271	.00002989	.00008266
limp_sac	.00001494	.00001233	.0000149
lprodukti	.00006827	.0000486	.00006809
lbnp_us_sac	.00005401	.00006447	.00005356
lip	.00008644	.0000589	.00008619
kapvar	.00005484	.0000412	.00005456
konsvar	.00076302	.00080653	.00075429
manuf	.00080694	.00027135	.00080622
kons_eusa	.00035905	.00021768	.00035822
lbolig	.00003746	.00004422	.00003734
lconstruct	.00004704	.00003751	.00004687
lconstruct90	.00004598	.00004732	.00004527
lnye_ordre	.00022764	.00015399	.00022676
lfullcap_sa	.00001937	.00001195	.00001933
lenebo	.000042	.00003238	.00004171
llanhus_sa	.00008627	.00006174	.00008611
lgoil_sac	.00001626	.0000144	.00001619
lghus_c	.00004618	.00006567	.00004559
lg_c	.00001662	0.00000935	.00001659

Tabell AD3.1.2 del 1 - Rmse én periode out of sample

Variabel	HP 05		HP 06		HP 07		HP 08	
	05 Totalt	05 OoS	06 Totalt	06 OoS	07 Totalt	07 OoS	08 Totalt	08 OoS
lbnp_fasac	.00974017	.01055294	.00973862	.01155806	.00973591	.0110877	.00974133	.01220486
lprivcon_sac	.00897841	.00896883	.00897459	.0098677	.0089688	.00884121	.00896443	.00929433
lexp_sac	.00972257	.01142592	.00970717	.01237553	.00969025	.01184633	.00969657	.01325708
limp_sac	.01142592	.01050246	.00925029	.01150798	.00926155	.01143003	.00928372	.01328515
limp90	.00835504	.01010095	.00835443	.0110375	.00839762	.01066714	.00844349	.01222573
lprodukti	.00933723	.0104311	.00934187	.01149461	.00933476	.01119235	.00930935	.01213502
lbnp_us_sac	.00961737	.01015997	.00961221	.01113295	.0096201	.01057571	.00961575	.01154023
us90	.00878565	.01070385	.00868921	.01130503	.00863593	.01014946	.00863418	.01102474
lip_sa	.00972993	.01111084	.00973304	.01218851	.00973839	.01179272	.00973021	.01289491
kapvar_sa	.00823671	.0089472	.00821195	.0097173	.00816883	.00879464	.00815453	.00936261
konsvar_sa	.00808347	.00900245	.00807261	.0098865	.00808468	.00959419	.0081011	.01060903
manuf_sa	.00770271	.00767963	.00769791	.00833816	.00765494	.00731148	.00766798	.00759982
kons_eusa	.00905638	.01193866	.0090373	.01310624	.00879376	.01219138	.00853895	.01247047
lbolig	.00955982	.01202108	.00953272	.01292281	.00949808	.01195941	.00948596	.0129553
lconstruct	.00929276	.0096351	.00927957	.01046571	.00925186	.00922579	.00924092	.00929785
lnye_ordre	.00747026	.00906917	.00746766	.00987188	.00747978	.00943992	.00752643	.01084227
lfullcap_sa	.00859903	.00861583	.00859671	.00946634	.00859855	.00892379	.00859976	.0099713
lenebo	.00863436	.01062476	.00862762	.01164996	.00859394	.01128483	.00861353	.01283599
llanhus_sa	.00980551	.0111365	.0098055	.01221358	.00981092	.0118966	.00980479	.01313356
lgoil_sac	.00929166	.01107517	.00929554	.01224408	.00931022	.0123447	.0093095	.014017
lghus_sac	.00953483	.01037924	.00951438	.01121988	.00949647	.01034055	.00948594	.01099476
lg_sac	.00973456	.01078838	.00973594	.011787	.00975053	.0114746	.00975342	.01298528
lg_sac90	.00871788	.01068179	.00872101	.01175198	.00874696	.00874696	.00873127	.01304425

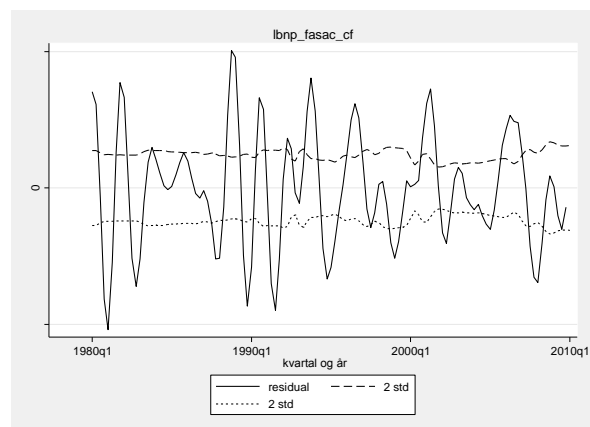
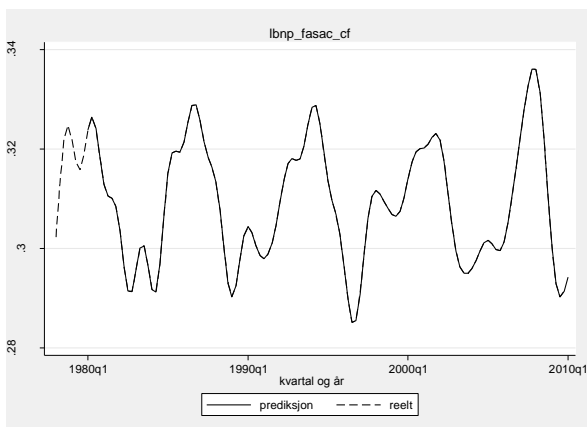
Tabell AD3.1.2 del 2 - Rmse én periode out of sample

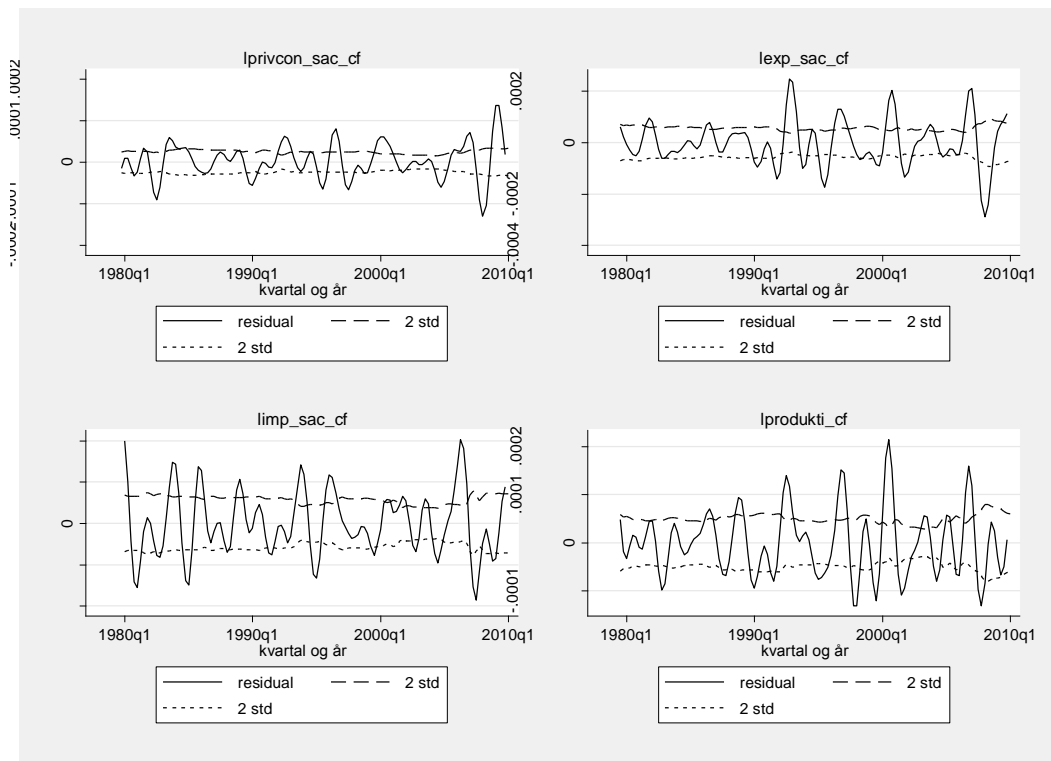
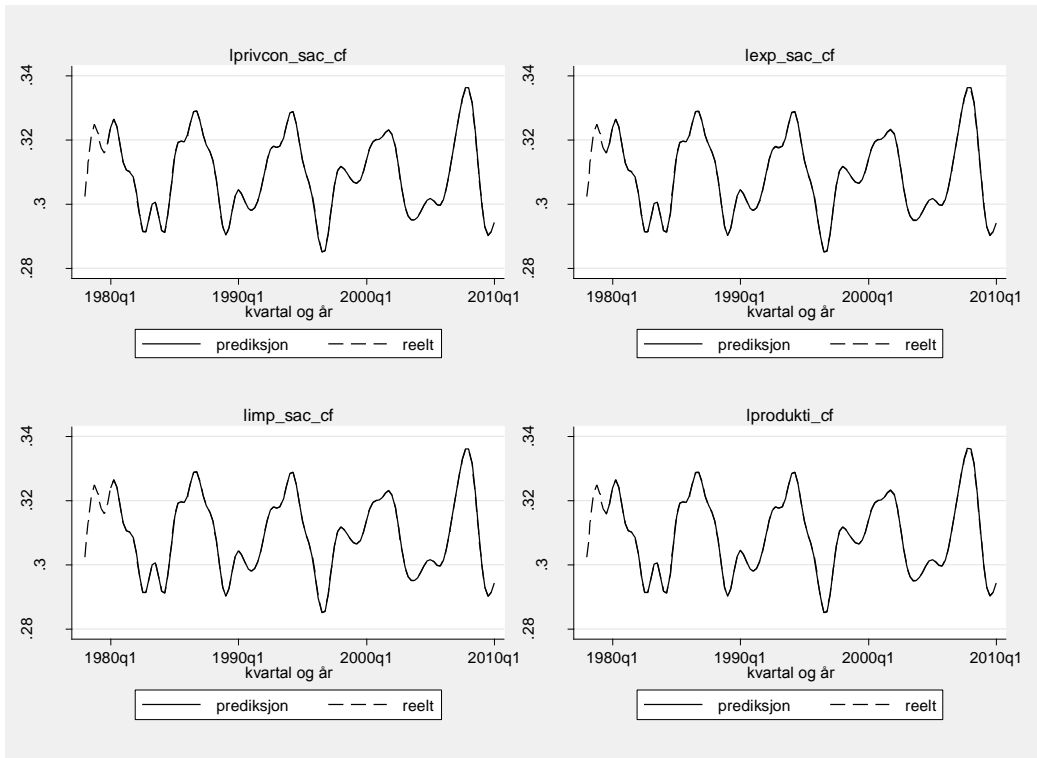
Hp 09			
Variabel	09 Totalt	09 OoS	RMSE HP
lbnp_fasac	.00970822	.01292249	.00966978
lprivcon_sac	.00892931	.0092696	.00890693
lexp_sac	.00963724	.01345556	.00959356
limp_sac	.00920675	.01190344	.00916835
limp90	.00831383	.0107418	.00825814
lprodukti	.00923926	.0120191	.00918276
lbnp_us_sac	.00958119	.0119073	.00954798
us90	.00846116	.00923208	.00838154
lip_sa	.00970772	.01454147	.00968232
kapvar_sa	.00809121	.00874634	.00804486
konsvar_sa	.00799553	.00811078	.00797138

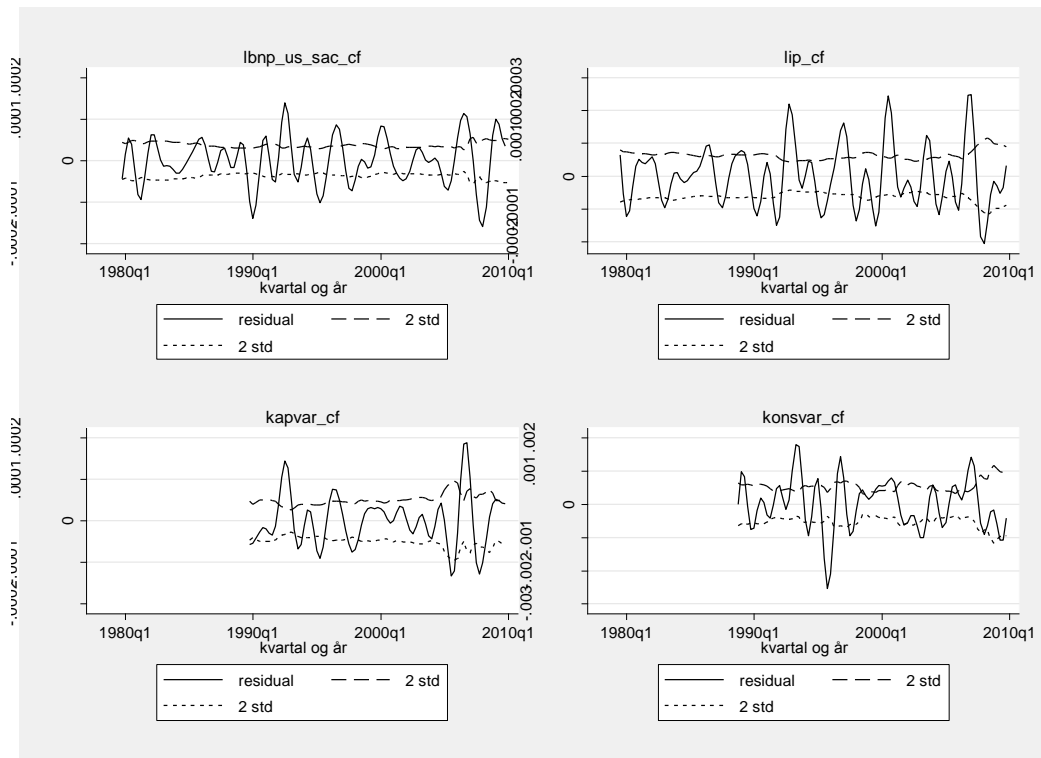
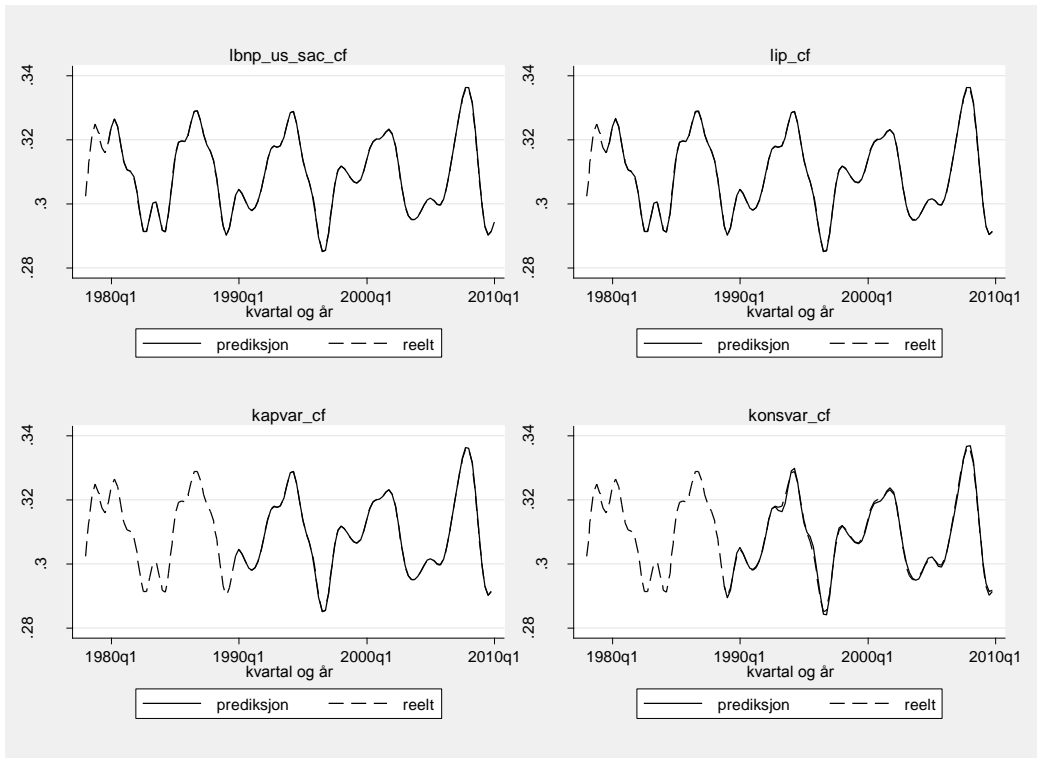
manuf_sa	.00760907	.00629242	.0075962
kons_eusa	.00834282	.0132748	.00820677
lbolig	.00942794	.01416681	.00938656
lconstruct	.009197	.00912484	.00916511
lnye_ordre	.00740342	.01002388	.00734802
lfullcap_sa	.0085684	.0079069	.00854972
lenebo	.00852237	.01385003	.00844943
llanhus_sa	.00979544	.01540616	.00975329
lgoil_sac	.00928208	.01593477	.009244
lghus_sac	.00945979	.01112285	.00942994
lg_sac	.00972852	.01414781	.00970018
lg_sac90	.00866448	.01492647	.00856197

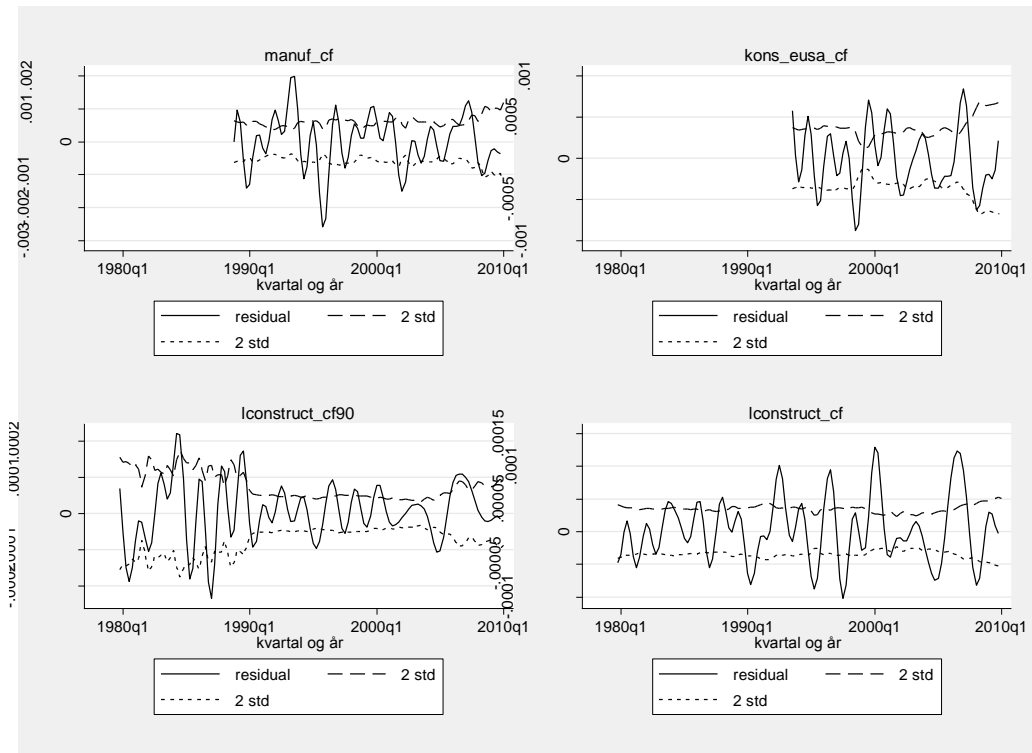
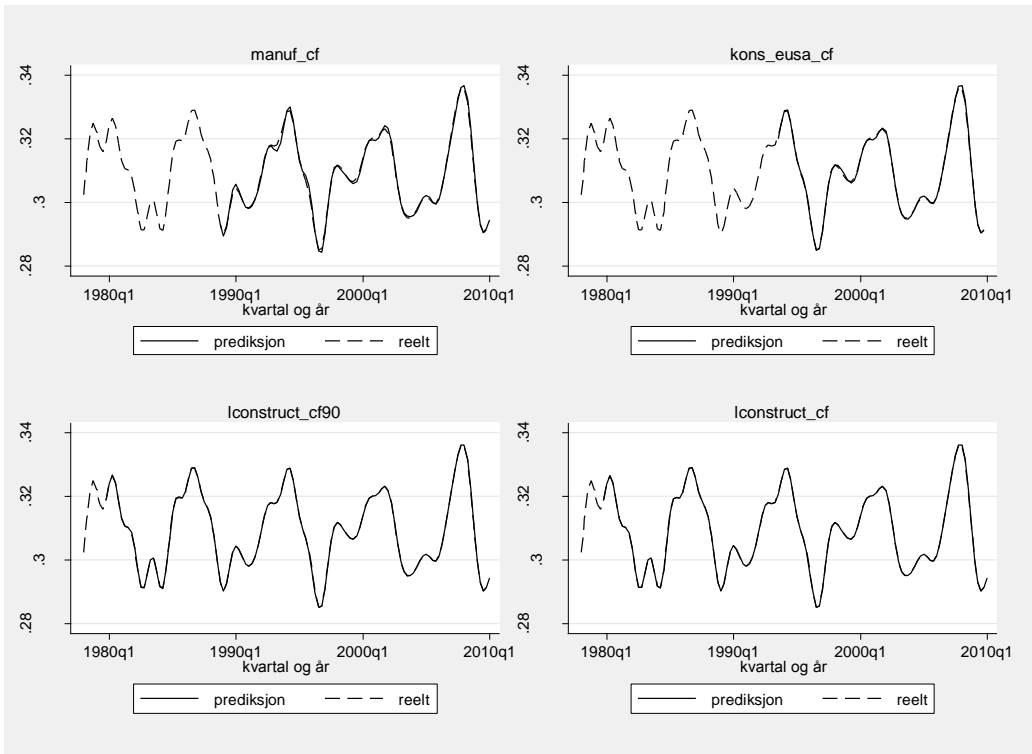
### D3.2 Out of sample prediksjoner – én periode – figurer

De følgende grafene viser prediksjoner og residualer fra de VAREne som er baserte på datasettet som har sine siste observasjoner i fjerde kvartal 2004. CF-VAREne med reisidualer kommer først, deretter HP-VAREne.

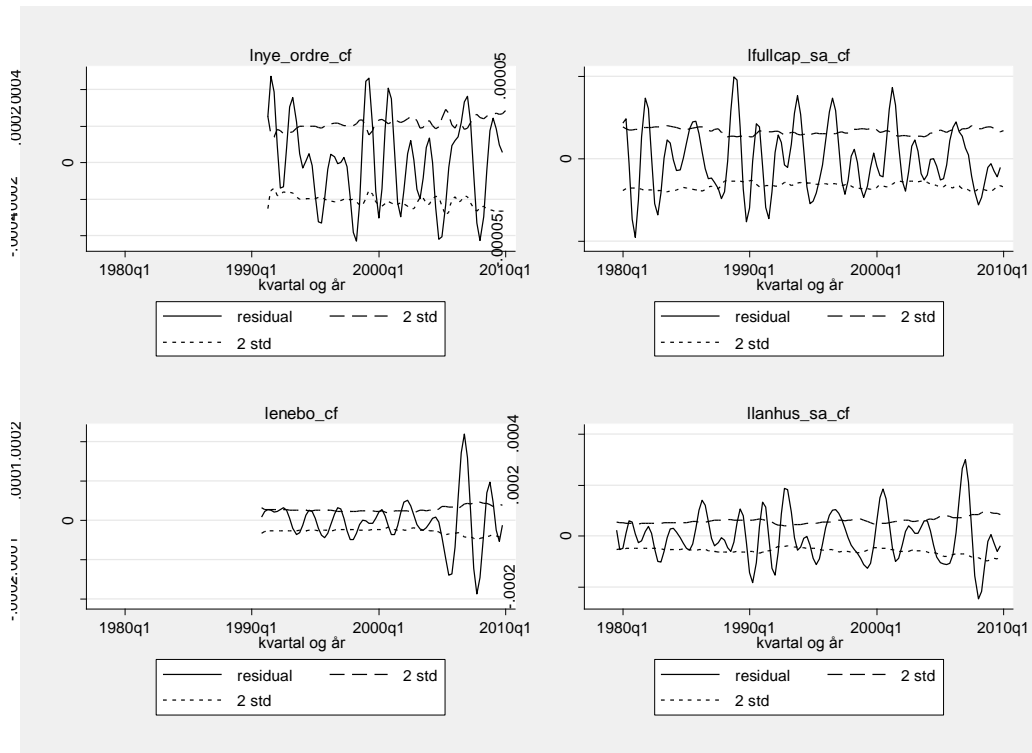
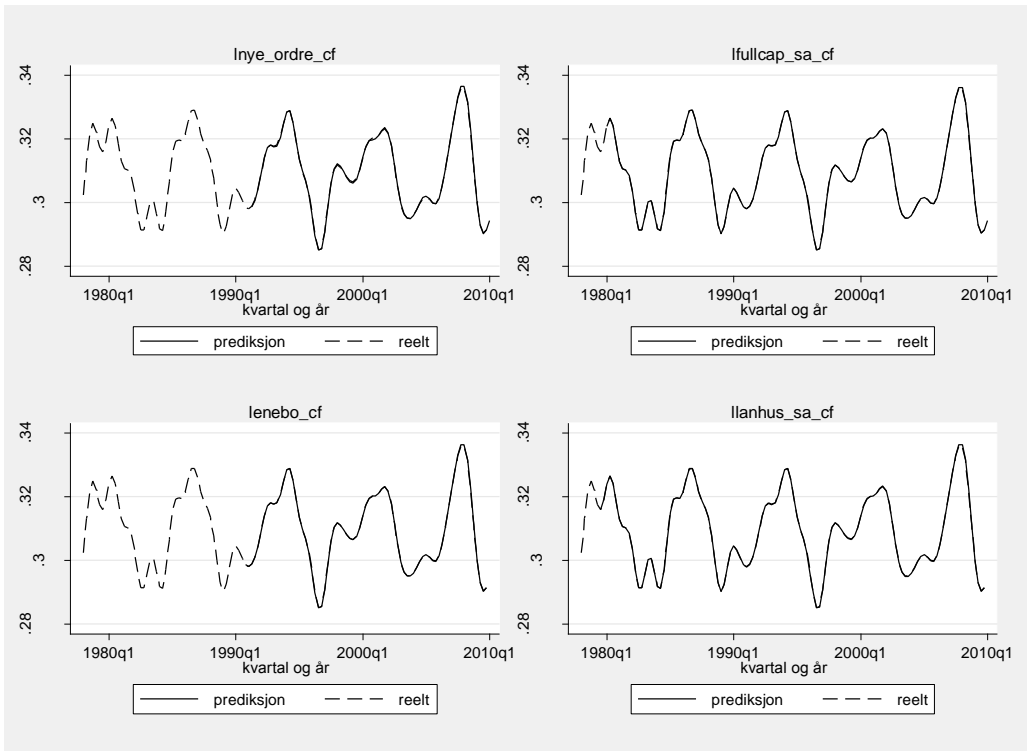


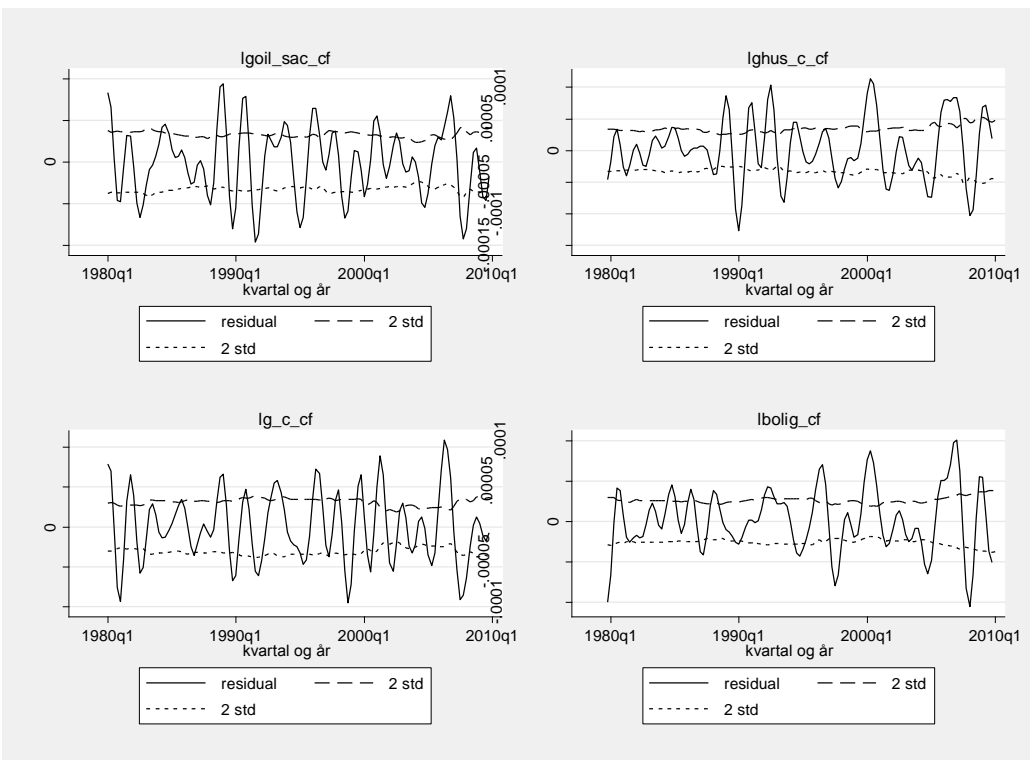
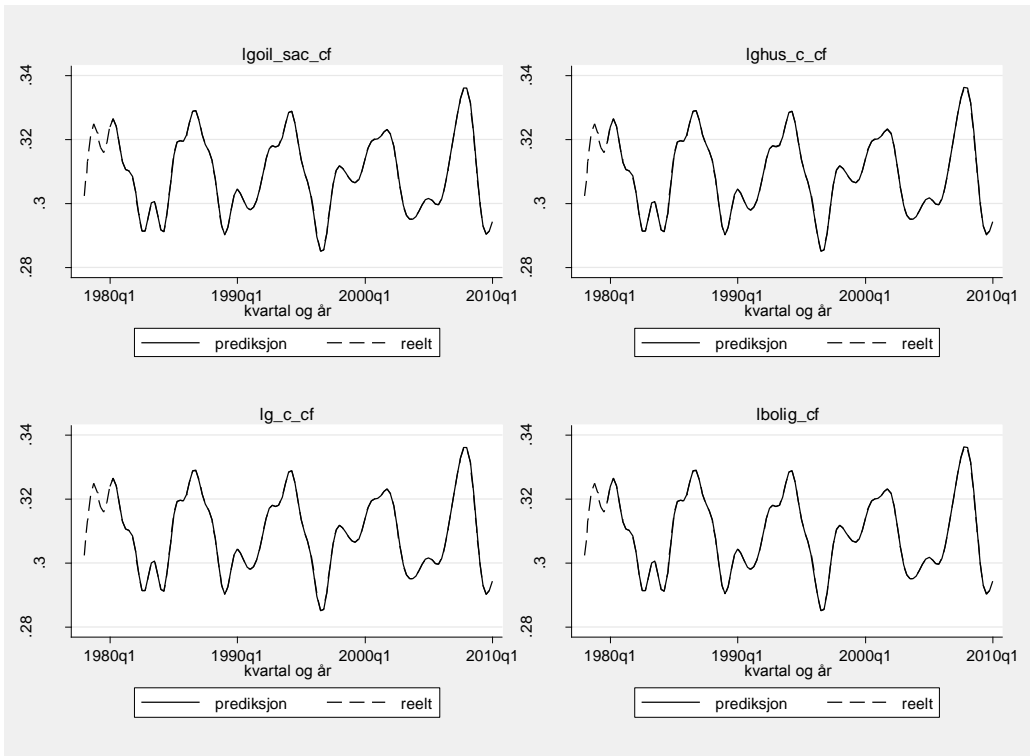


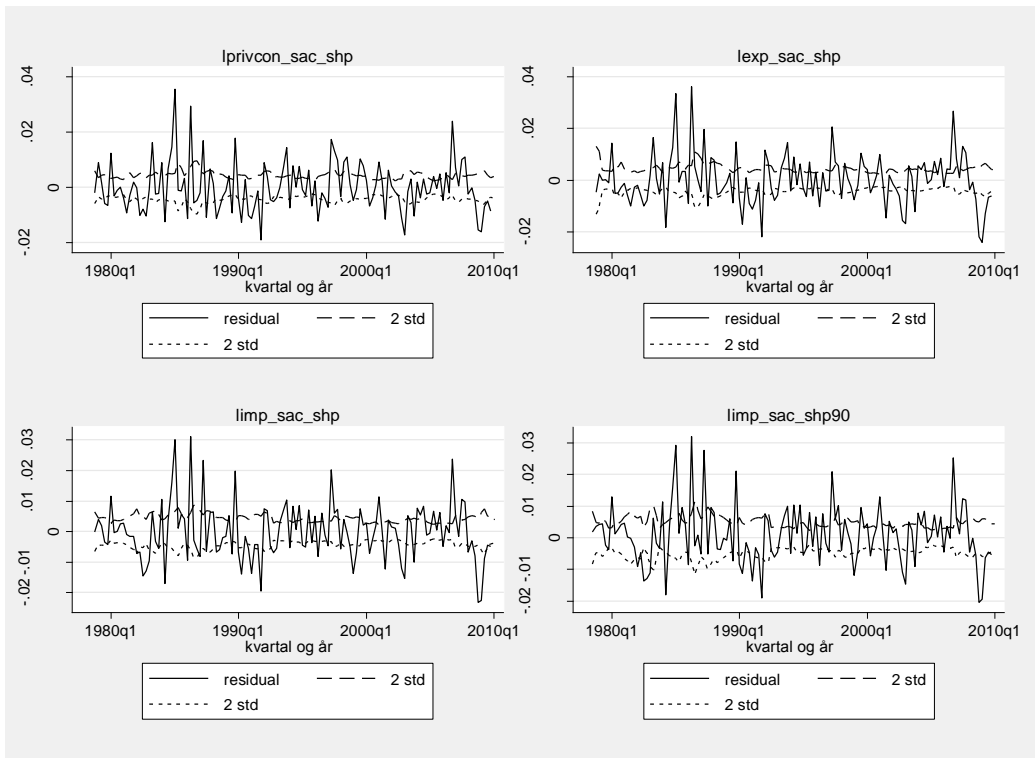
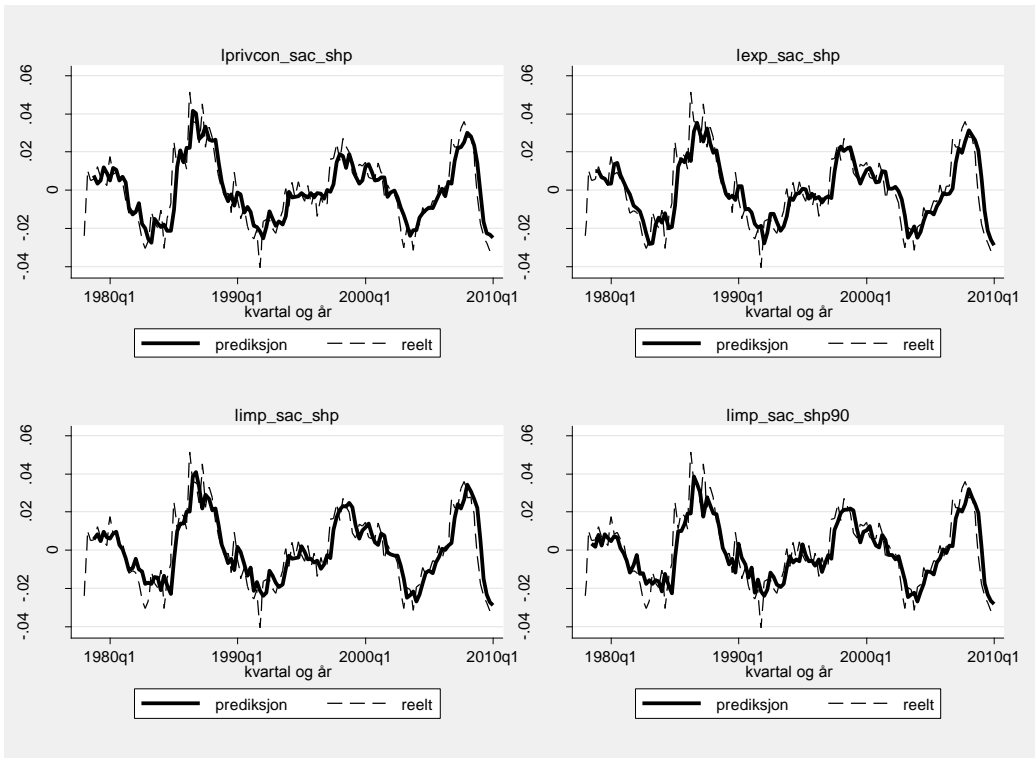


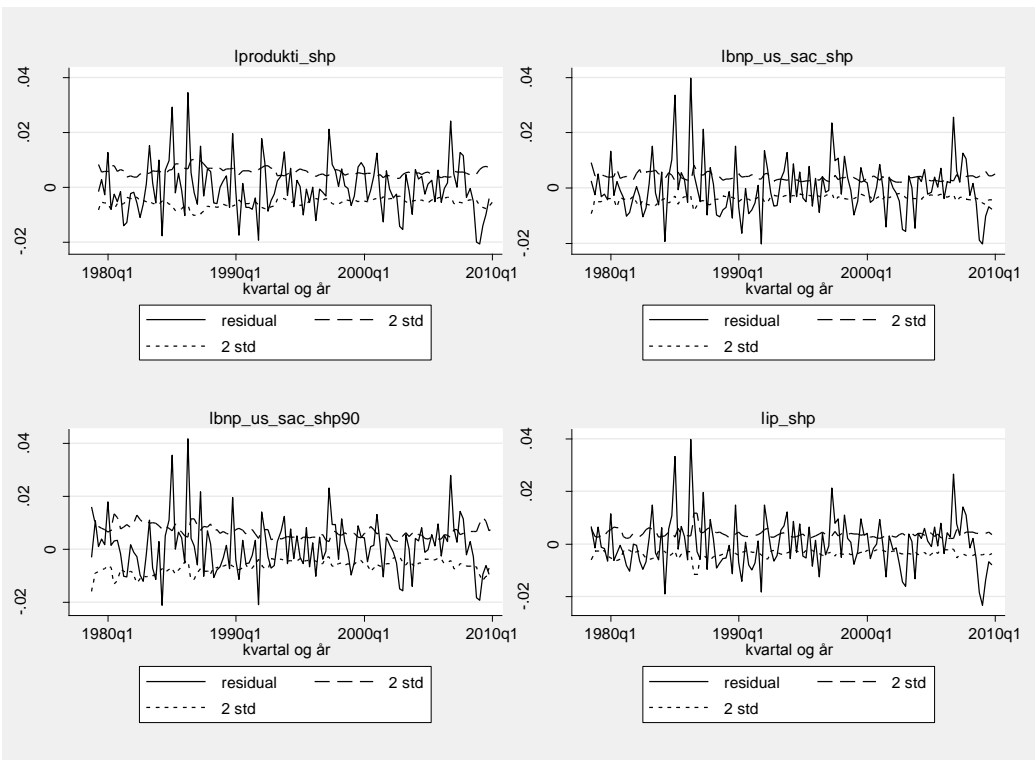
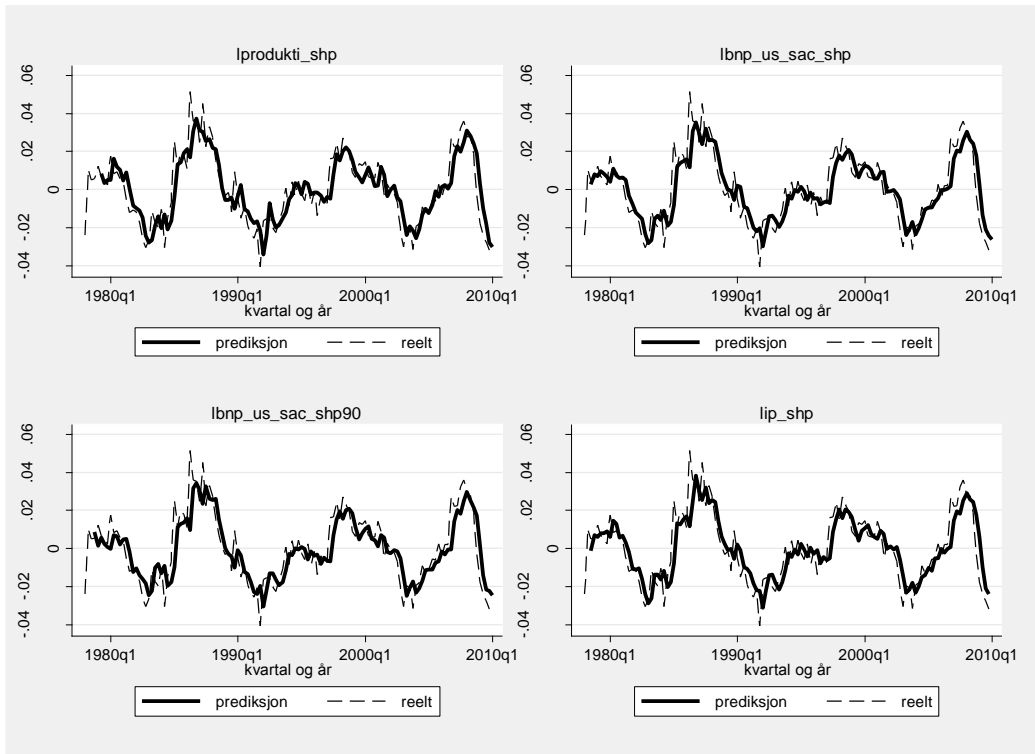


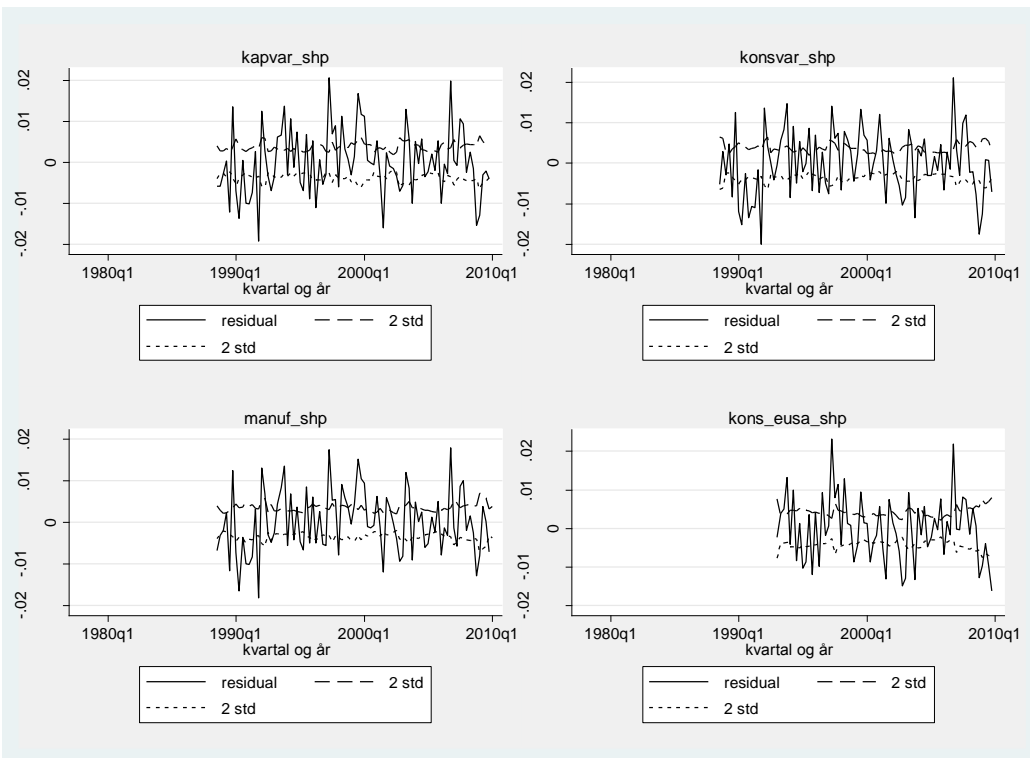
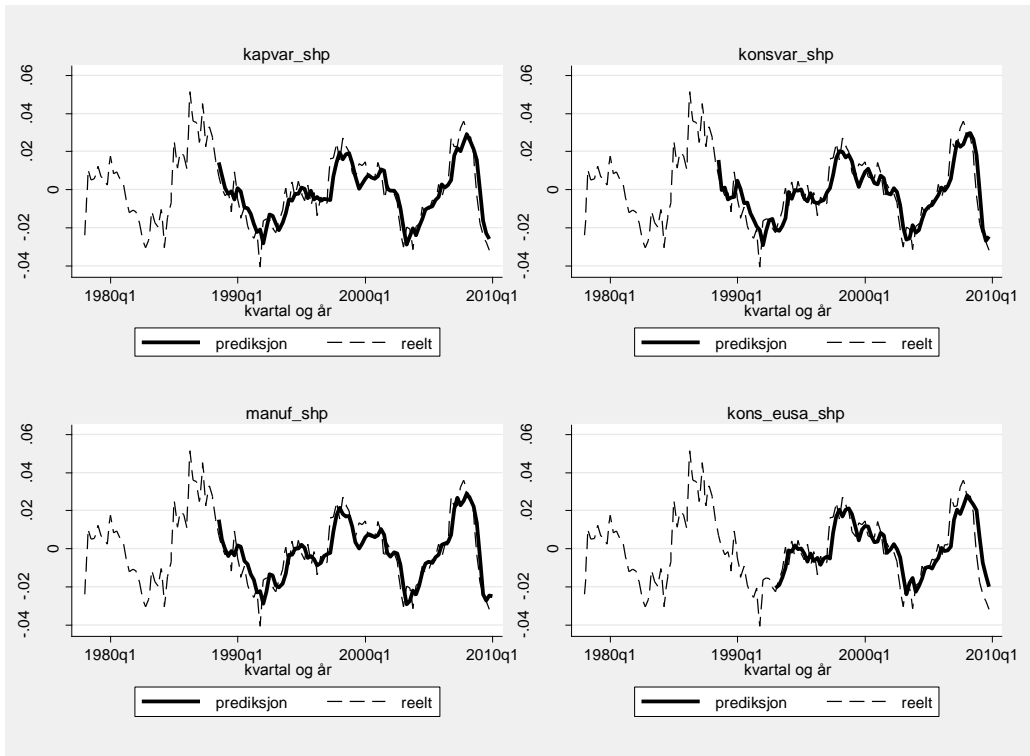


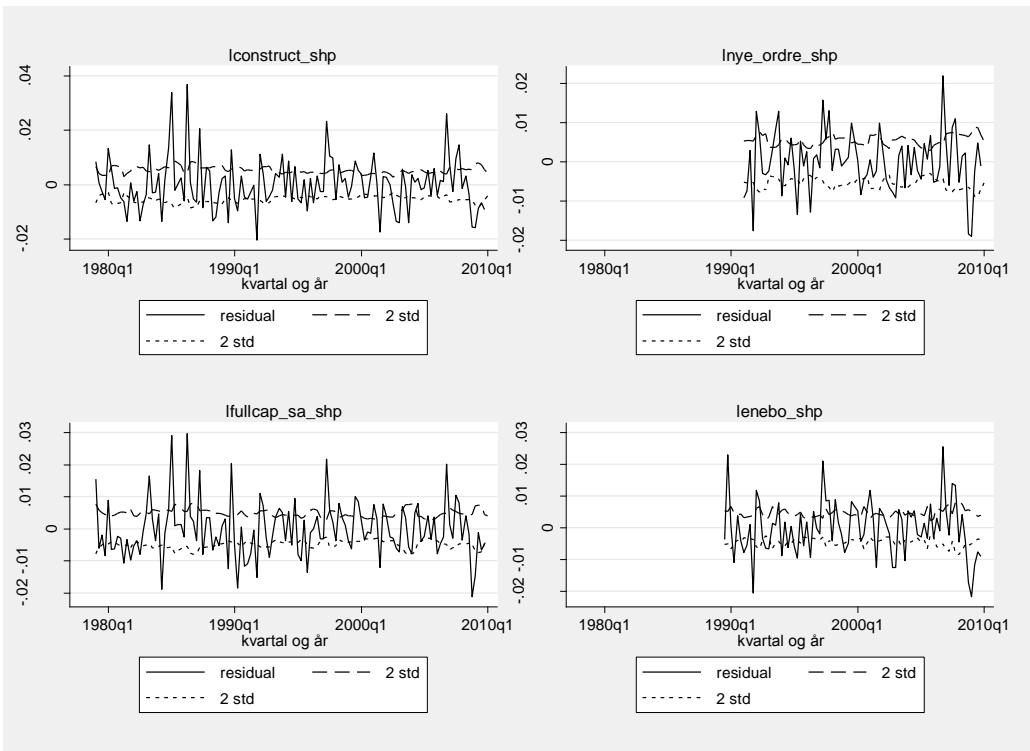
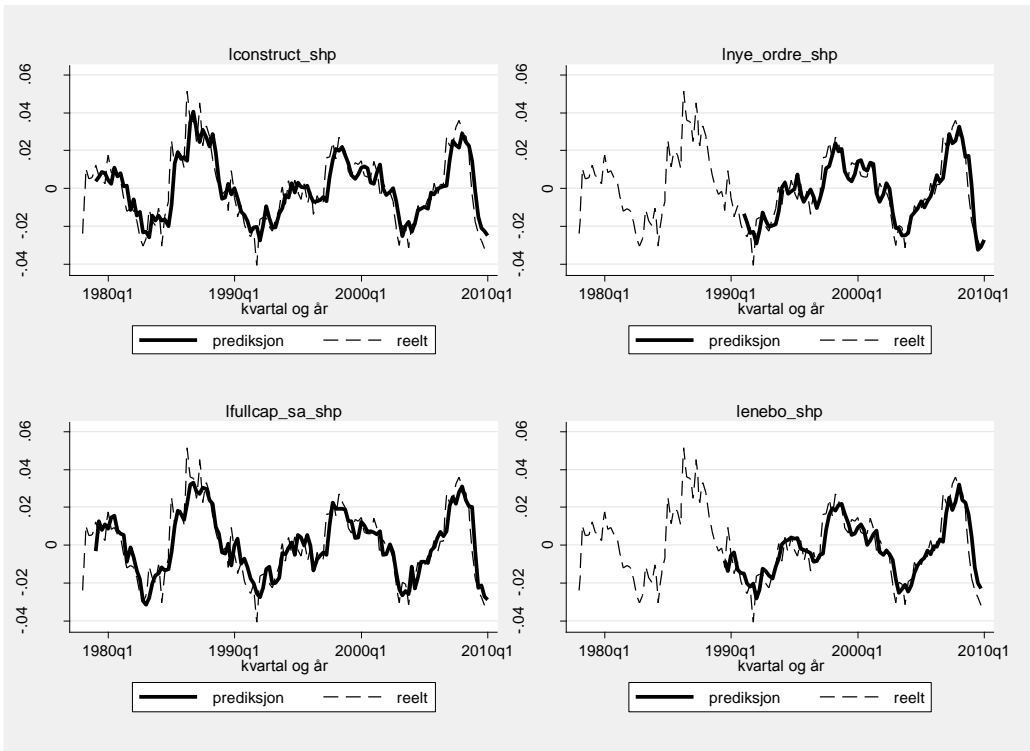


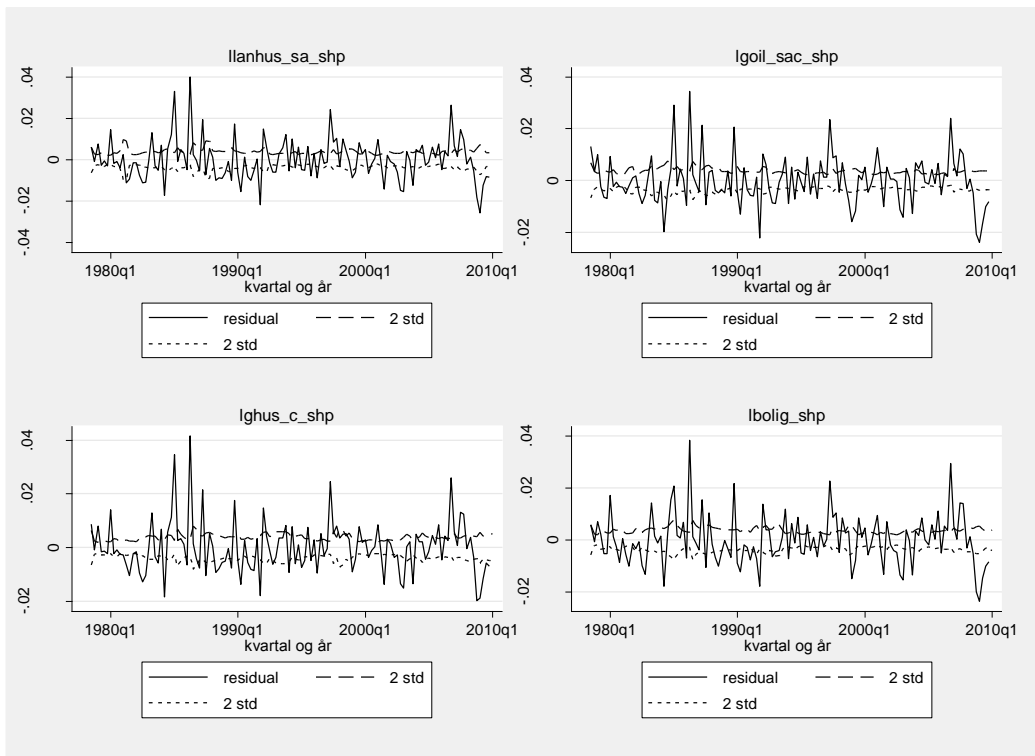
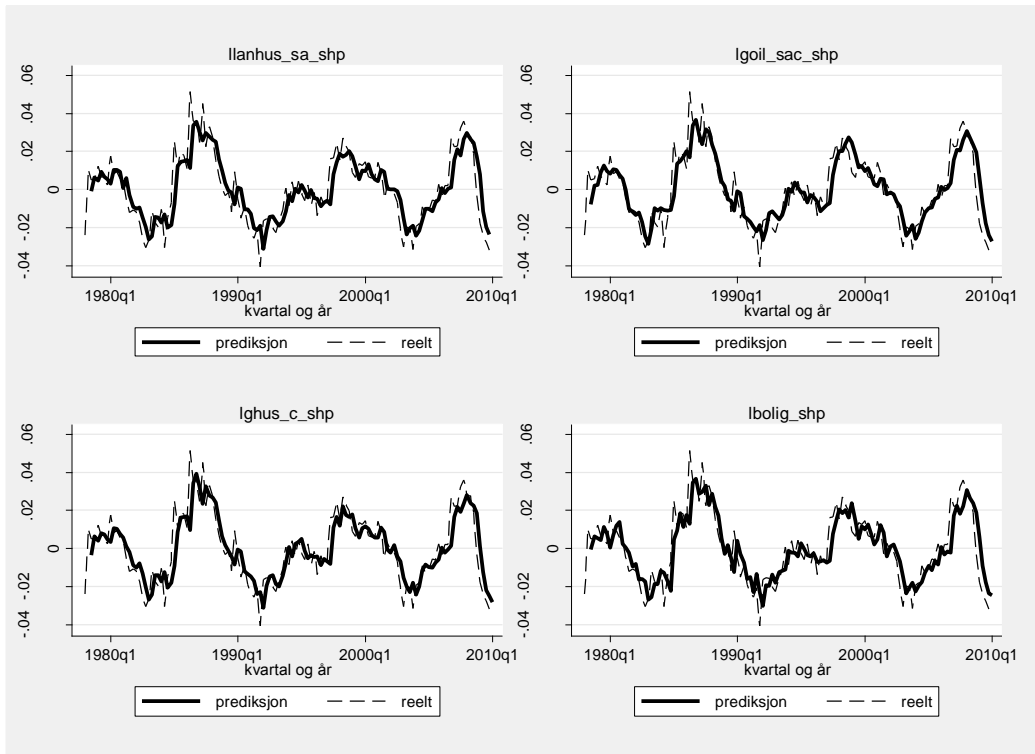


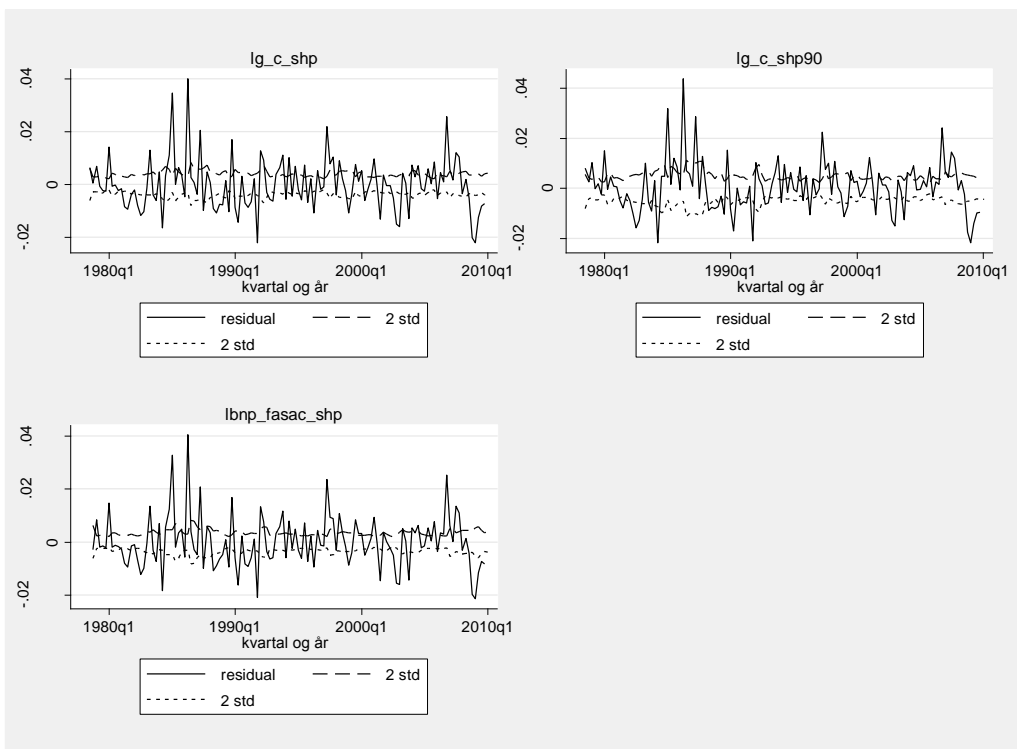
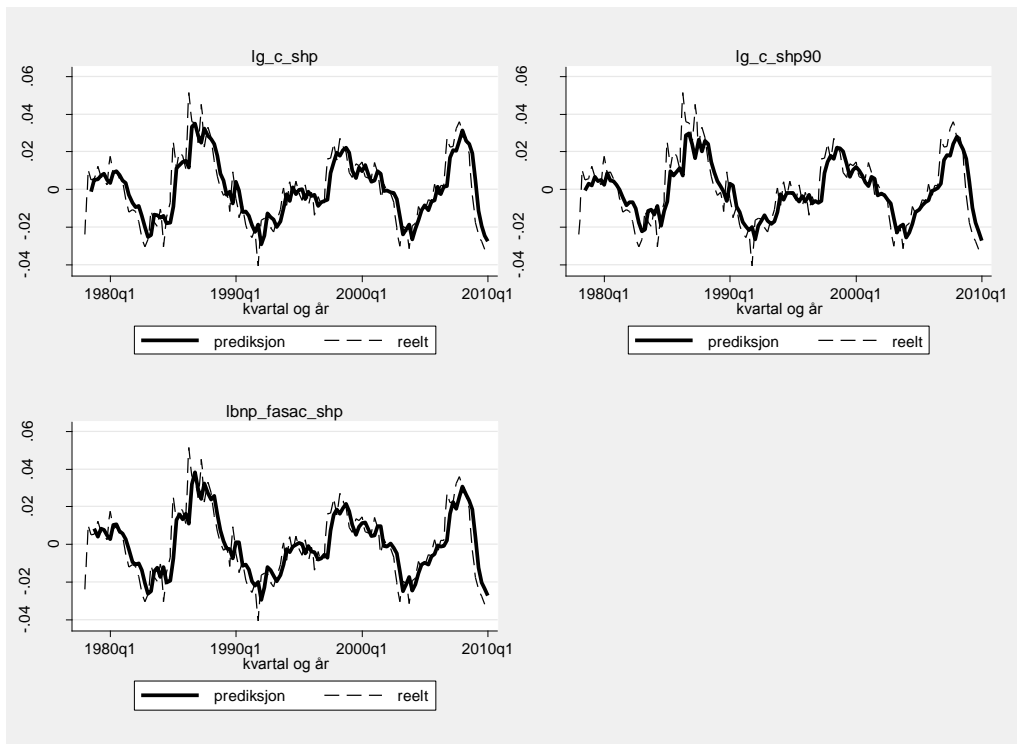










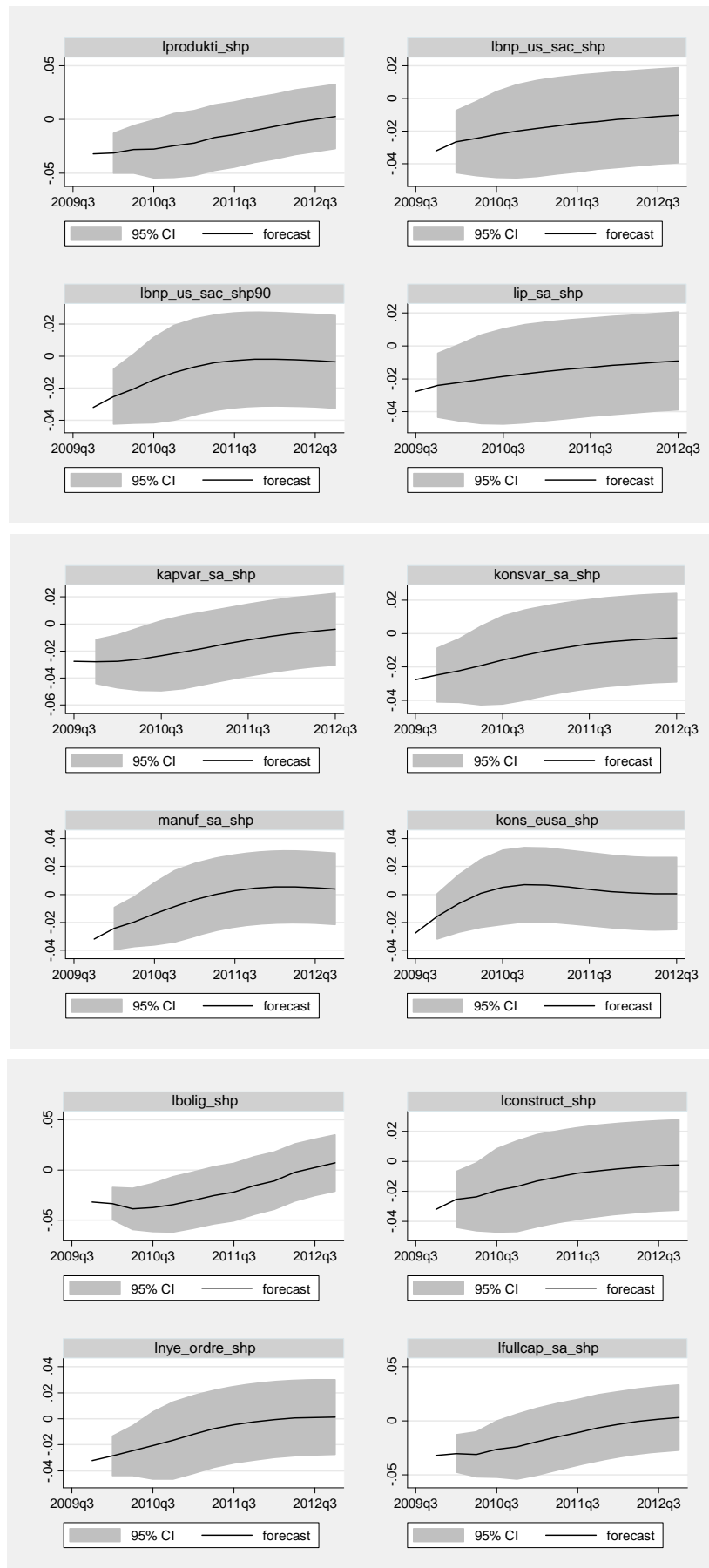


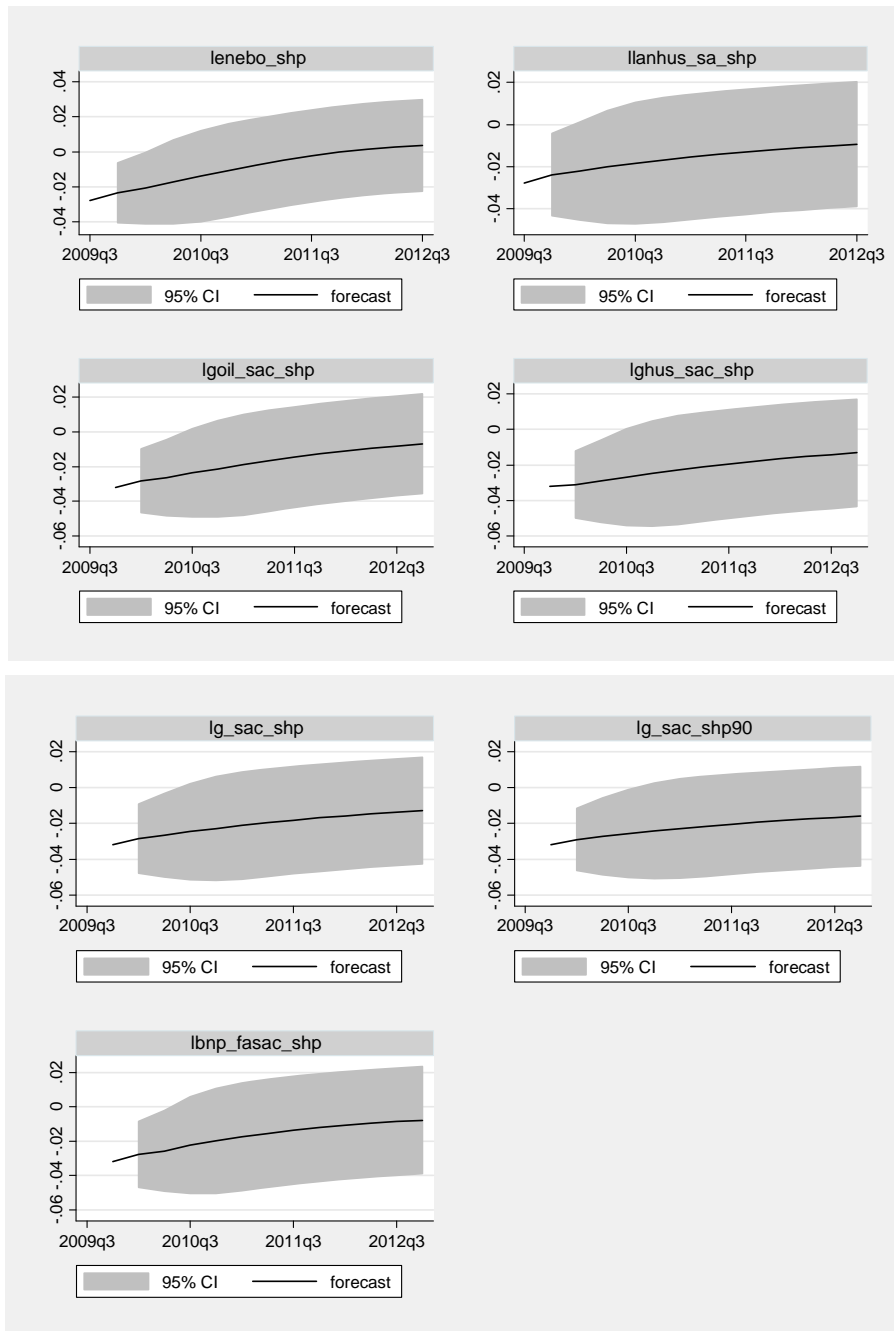
## Del E – Prediksjoner – Tiden fremmover

Denne delen inneholder figurer med treårsprediksjoner av bnp basert på de VARene jeg kom frem til i seksjon 9 og testet i seksjon 10. Begynnelsen av figurene viser det faktiske bnp i slutten av 2009, mens prediksjonene begynner der det grå feltet starter. Dette grå feltet er 95 %-konfidensintervall for prediksjonene. En stigende / fallende tendens indikerer konjunkturoppgang / konjunkturedgang.

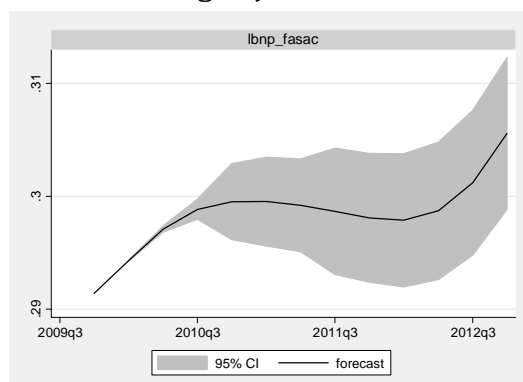


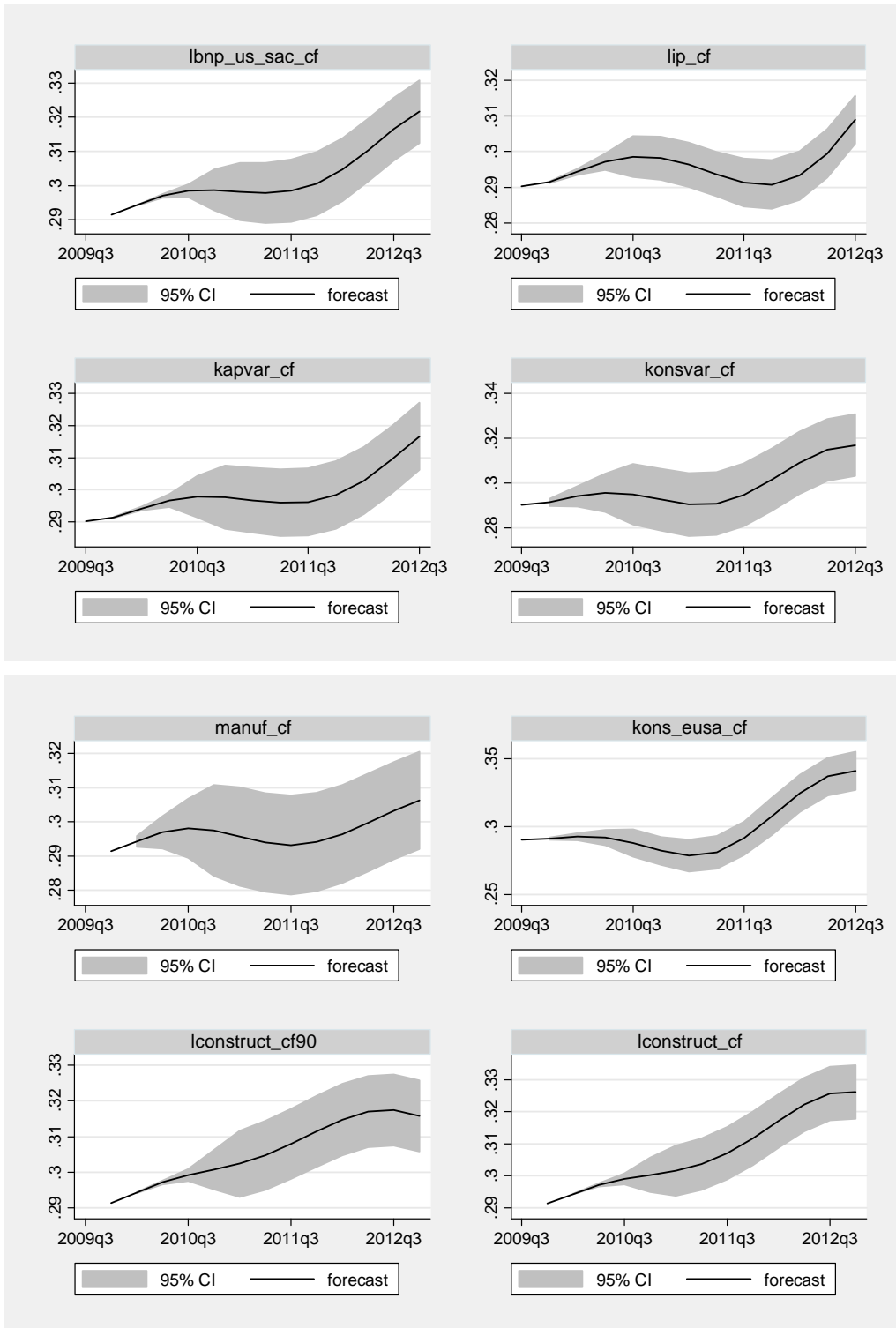
## E1 - Hodrick-Prescott-vektorautoregresjonene

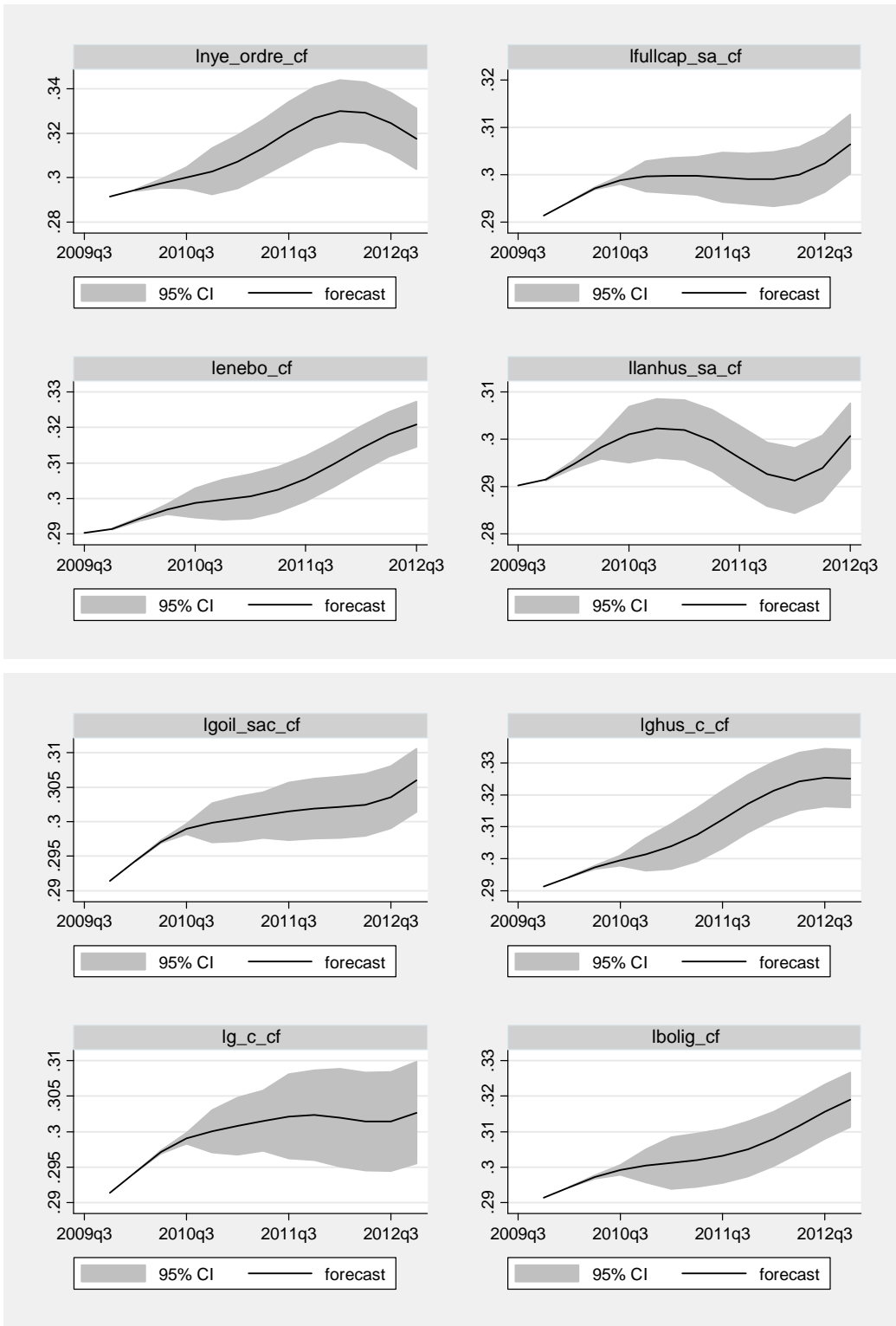




## E2 - Christiano-Fitzgerald-vektorautoregresjonene







## 14. Litteraturliste

Bank of England Monetary Policy Committee (2001): The transmission mechanism of Monetary Policy. Hentet fra "Artikkelsamling FIE403 Konjunkturanalyse Januar 2009 NHH"

Baum, Christopher F. og Sperling, Richard (2001)  
<<http://fmwww.bc.edu/repec/bocode/w/wntstmvg.hlp>> (24. mai 2010)

Baum, Christopher F. (2006): Time-Series filtering techniques in Stata. Repec.org  
<[http://repec.org/nasug2006/TSFiltering\\_beamer.pdf](http://repec.org/nasug2006/TSFiltering_beamer.pdf)> (4. juni 2010)

Baxter, Marianne og King, Robert G. (1999): Measuring Business Cycles: Approximate band-pass filters for economic time series. MIT Press Journals  
<<http://www.mitpressjournals.org/doi/pdfplus/10.1162/003465399558454?cookieSet=1>> (24. mai 2010)

Bendictow, Andreas og Johansen, Per Richard (2005): Prognoser for internasjonal økonomi – Står vi foran en amerikansk konjunkturavmatning. Hentet fra "Artikkelsamling FIE403 Konjunkturanalyse Januar 2009 NHH"

Christiano, Lawrence og Fitzgerald, Terry (1999): The Band pass filter. (Working paper) ideas.repec.org  
<<http://ideas.repec.org/p/fip/fedcwp/9906.html>> (24. mai 2010)

Cogley, Timothy og Nason, James M. (1995): Effects of the Hodrick-Prescott filter on trend and difference stationary time series. Implications for business cycle research. ScienceDirect.com  
<[http://www.sciencedirect.com/science?\\_ob=MIimg&\\_imagekey=B6V85-3YB56MM-21-2&\\_cdi=5861&\\_user=615901&\\_pii=016518899300781X&\\_orig=search&\\_coverDate=02%2F28%2F1995&\\_sk=999809998&view=c&wchp=dGLzVtb-zSkzS&md5=1adb0b88cfcb22376e5e8c24f956d34e&ie=/sdarticle.pdf](http://www.sciencedirect.com/science?_ob=MIimg&_imagekey=B6V85-3YB56MM-21-2&_cdi=5861&_user=615901&_pii=016518899300781X&_orig=search&_coverDate=02%2F28%2F1995&_sk=999809998&view=c&wchp=dGLzVtb-zSkzS&md5=1adb0b88cfcb22376e5e8c24f956d34e&ie=/sdarticle.pdf)> (31. mai 2010)

Johansen, Per Richard og Eika, Torbjørn (2000): Drivkrefter bak konjunkturforløpet på 1990-tallet. Hentet fra "Artikkelsamling FIE403 Konjunkturanalyse Januar 2009 NHH"

Enders, Walter (2010): Applied Econometric Time Series 3e. John Wiley & Sons

Friedman, Milton (1961): The Lag Effect of Monetary Policy. Jstor.org  
<<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/1828534.pdf>> (14. juni 2010)

Guay, Alain og ST-Amant, Pierre (2005): Do the Hodrick-Prescott and Baxter-King filters provide a good approximation of business cycles?  
<[http://www.er.uqam.ca/nobel/r27460/files/Hodrick\\_Prescott.pdf](http://www.er.uqam.ca/nobel/r27460/files/Hodrick_Prescott.pdf)> (24. mai 2010)

Harvey, A. C. og Jaeger, A. (1993): Detrending, Stylized Facts and Business Cycles. Jstor.org  
<<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/2284917.pdf>> (14. juni 2010)

Hodrick, Robert J. og Prescott, Edward C. (1997): Postwar U.S. business cycles: an empirical investigation (Dette er hovedsakelig den samme teksten som working paperet fra 1981, men med et ekstra appendiks og data frem til 1993). Jstor.org  
<<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/2953682.pdf>> (24. mai 2010)

Huang, Jianhua og Lindsey, Charles: VAR & VECM Diagnostics (with Stata).  
<<http://www.stat.tamu.edu/~panhj/689-08sp/project/charlesfinal.pdf>> (24. mai 2010)

Husebø, Tore A. og Wilhelmsen, Bjørn-Roger (2005): Norwegian Business Cycles 1982 – 2003. Hentet fra "Artikkelsamling FIE403 Konjunkturanalyse Januar 2009 NHH"

Norges Bank (2010): Pengepolitisk rapport 1/10.  
<[http://www.norges-bank.no/templates/reportroot\\_11404.aspx](http://www.norges-bank.no/templates/reportroot_11404.aspx)> (9. juni 2010)

Romer, Christina D. (1999): Changes in business cycles: Evidence and explanations. Hentet fra "Artikkelsamling FIE403 Konjunkturanalyse Januar 2009 NHH"

Stata 11 help for bic\_note av StataCorp  
<[http://www.stata.com/help.cgi?bic\\_note](http://www.stata.com/help.cgi?bic_note)> (10. juni 2010)

Statistisk Sentralbyrå (mai 2010): Fortsatt svak vekst i fastlandsøkonomien.  
<<http://www.ssb.no/knr/>> (2. juni 2010)

Statistisk Sentralbyrå (februar 2010): Langvarig, men moderat lavkonjunktur.  
<<http://www.ssb.no/emner/08/05/kt/>> (2. juni 2010)

Stock, James H. og Watson, Mark W. (1999): Business cycle fluctuations in us macroeconomic time series. ScienceDirect.com. Krever brukerkonto for å få adgang til hele teksten.  
<[http://www.sciencedirect.com/science?\\_ob=ArticleURL&\\_udi=B7P5X-4FD73BS-4&\\_user=615901&\\_coverDate=01%2F01%2F1999&\\_alid=1375246203&\\_rdoc=1&\\_fmt=high&\\_orig=search&\\_cdi=24614&\\_sort=r&\\_docanchor=&\\_view=c&\\_ct=3560&\\_acct=C000032218&\\_version=1&\\_urlVersion=0&\\_userid=615901&\\_md5=7ecc1a8feaf406c03b48c6b641ba42df](http://www.sciencedirect.com/science?_ob=ArticleURL&_udi=B7P5X-4FD73BS-4&_user=615901&_coverDate=01%2F01%2F1999&_alid=1375246203&_rdoc=1&_fmt=high&_orig=search&_cdi=24614&_sort=r&_docanchor=&_view=c&_ct=3560&_acct=C000032218&_version=1&_urlVersion=0&_userid=615901&_md5=7ecc1a8feaf406c03b48c6b641ba42df)> (20. juni 2010)

Alternativ lenke til Stock og Watson (1999) er working paperet deres fra 1998:  
<<http://www.artsci.wustl.edu/~econ502/w6528.pdf>> (24. mai 2010)

Støle, Hilde (2009): Dekomponering av trend og sykel: HP-filter (forelesningsnotater 27. februar 2009)

Verbeek, Marno. (2008): A Guide to Modern Econometrics. Third Edition. John Wiley & Sons

Wooldridge, Jeffrey M. (2009): Introductory Econometrics – A Modern Approach. Fourth Edition. South-Western Cengage Learning