



ECONnect

NTNU

Faktor

- en eksamensavis utgitt av ECONnect



Eksamensbesvarelse:

FIN3006 – Anvendt tidsserieøkonometri

Eksamen:
Antall sider:

Høst 2010
30



Om ECONnect:

ECONnect er en frivillig studentorganisasjon for studentene på samfunnsøkonomi- og finansøkonomistudiet ved NTNU. Vi arbeider for økt faglig kompetanse blant våre studenter samt tettere kontakt med næringslivet. Det gjør vi ved å arrangere fagdager, gjesteforelesninger, bedriftspresentasjoner m.m. I dag går det ca. 200 studenter på bachelornivå (1.-3. klasse) og ca. 70 studenter på masternivå (4.-5. klasse). Studentene på masternivå er fordelt på de to linjene samfunnsøkonomi (ca. 50 stk) og finansiell økonomi (ca. 20 stk). Mer om ECONnect og aktuelle arrangementer på www.econnect-ntnu.no.

ECONnect består av følgende personer ved utgivelsestidspunkt:

Ole Christian Grytten (Leder)	ole@econnect-ntnu.no
Tone Hedvig Berg (Bedriftsansvarlig)	tone@econnect-ntnu.no
Elise Caspersen (Fagdagsansvarlig)	elise@econnect-ntnu.no
Tiril Toftdahl (Faktoransvarlig)	tiril@econnect-ntnu.no
Daniel Johansson	daniel@econnect-ntnu.no
Georg Næsheim	georg@econnect-ntnu.no
Mariell Toven	mariell@econnect-ntnu.no
Ellen Normann	ellen@econnect-ntnu.no
Ragnhild Grøv	ragnhild@econnect-ntnu.no
Johan Berg Fossen	johan@econnect-ntnu.no
Martine Ødegård	martine@econnect-ntnu.no
Inga Friis	inga@econnect-ntnu.no
Caroline Lesiewicz	caroline@econnect-ntnu.no

Post- og besøksadresse:

ECONnect, NTNU Dragvoll
 Institutt for samfunnsøkonomi
 Bygg 7, Nivå 5
 7491 Trondheim

Organisasjonsnummer:

NO 994 625 314

Hjemmeside:

www.econnect-ntnu.no

Merk: Eksamensbesvarelsene har i varierende grad feil og mangler, både oppsett og innhold. De vil også kun vise en av flere mulige fremgangsmåter. ECONnect står ikke ansvarlig for selve faginnholdet.

Kommentar til eksamensbevarelse FIN 3006, høst 2010.

Dette er en gjennomgående god og ryddig besvarelse der alle delspørsmål er klart tilfredsstillende besvart. Kandidaten viser gjennomgående god forståelse som særlig avdekkes i forbindelse med tolkningen av de empiriske resultatene i spørsmål 2c).

Besvarelsen er ganske omfattende. Likevel kunne kandidaten også sagt noe om formell test av laglengden under spørsmål 1a), mens tester for restleddsegenskapene og parameterstabilitet kunne vært behandlet under spørsmål 2e).

Besvarelsen ble vurdert til A i første rekke pga svært god forståelse og tolkning.

Kåre Johansen

Denne kolonnen
er forbeholdt
sensor

Oppgave 1

a) Skal formulere en vektor autoregressiv (VAR) modell og drøfte hvordan vi empirisk kan bestemme optimal lag-lengde i modellen.

Ex på en enkel VAR-modell er gitt ved:

$$Y_{1t} = \beta_{10} + \beta_{11} Y_{1t-1} + \beta_{12} Y_{2t-2} + \alpha_{11} Y_{1t-1} + \alpha_{12} Y_{2t-2} + U_{1t}$$

$$Y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21} Y_{1t-1} + \beta_{22} Y_{2t-2} + \alpha_{21} Y_{1t-1} + \alpha_{22} Y_{2t-2} + U_{2t}$$

En slik enkel VAR modell med kun to endogene variable kalles gjerne en bivariat VAR modell. Man kan også formulere VAR modeller med flere enn to endogene variable.

Typisk for VAR modeller er:

- * alle variable er ~~eksogene~~ endogene.
- * de inneholder ikke løpende verdier på høyresiden, men kun predeterminerte variable.

↳ vi kan allikevel sette opp strukturlikningene og beregne redusert-form likningene på samme måte som for for simultane strukturmodeller.

En av ulempene ved VAR modeller er at det kan være vanskelig å bestemme optimal lag-lengde i modellen. (Av andre ulemper

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Som er verdt å nevne er at de er ateoretiske, men kommer mer tilbake til det i oppg. c).

Når vi skal bestemme optimal lag-lengde kan vi da ta utgangspunkt i de såkalte informasjonskriteriene:

$$\text{Akaike's: AIC} = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{T}$$

$$\text{Schwarz: SBIC} = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{k}{T} \ln T$$

$$\text{Hannan-Quinn: HQIC} = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{T} \ln(\ln T)$$

\uparrow \uparrow
 føyning straff.

$\hat{\sigma}^2$ = estimert restleddsvareie
 k = antall parametre
 T = antall obs.

Felles for disse er at vi ønsker å minimere verdien på de. Vi ønsker relativt enkle modeller, uten at forklaringskraften svekkes vesentlig. Forskjellen er hvordan de forskjellige modellene straffer parameterrike modeller, og det er da greit å merke seg at Akaike's er den "minst strenge" mens Schwarz er den "mest strenge".

Når vi nå skal implementere disse informasjonskriteriene for VAR modeller er vi interessert i å finne de teoretiske motstykkene til disse informasjonskriteriene. I en relativt enkel VAR modell kan det vises at disse er gitt ved:

Denne kolonnen
er forbeholdt
sensor

$$\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_1^2 & \hat{\sigma}_{12} \\ \hat{\sigma}_{12} & \hat{\sigma}_2^2 \end{bmatrix}$$

\hookrightarrow estimert varians
 \hookrightarrow estimert kovarians

Informasjonskriteriene som kan benyttes for å bestemme optimal lag-lengde er nå gitt ved:

$$AIC = \ln \hat{\Sigma} + \frac{2k}{T}$$

$$SBIC = \ln \hat{\Sigma} + \frac{k}{T} \ln T$$

$$HQIC = \ln \hat{\Sigma} + \frac{2k}{T} \ln(\ln T)$$

Som vi kan se er altså "straffeledet" likt som for kriteriene jeg presenterte for i oppgaven, mens forskjellen er gitt ved leddet som viser forvringen til data. Som det ble diskutert for ønsker vi også her å minimere verdien på disse informasjonskriteriene, og vi kan dermed bestemme optimal lag-lengde fra når verdien på disse er lavest.

Det er også greit å merke seg at når vi f-eks estimerer VAR modeller i OxMetrics får vi oppgitt t-verdier for hvert av laggene. Så lenge disse er signifikante tyder det på at man bør ha med i allefall de laggene.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

b) Skal nå forklare hvordan vi kan benytte en VAR modell til å teste for Granger kausalitet: Kan da ta utgangspunkt i tilsvarende bivariate VAR modell som jeg presenterte i oppg a).

$$① Y_{1t} = \beta_{00} + \beta_{11}Y_{1t-1} + \beta_{12}Y_{2t-2} + \alpha_{11}Y_{2t-1} + \alpha_{12}Y_{2t-2} + U_{1t}$$

$$② Y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21}Y_{1t-1} + \beta_{22}Y_{2t-2} + \alpha_{21}Y_{1t-1} + \alpha_{22}Y_{1t-2} + U_{2t}$$

Når vi skal teste for Granger kausalitet er vi interessert i å teste om Y_1 påvirker Y_2 (med lag) og om Y_2 påvirker Y_1 (med lag).

Når vi skal teste om Y_1 påvirker Y_2 tar vi utgangspunkt i modell (2), og ønsker å teste hypotesen:

$$✓ H_0^1: \alpha_{21} = \alpha_{22} = 0$$

Når vi skal teste om Y_2 påvirker Y_1 tar vi utgangspunkt i modell (1), og ønsker å teste hypotesen:

$$✓ H_0^2: \alpha_{11} = \alpha_{12} = 0$$

✓ Begge disse kan testes ved hjelp av en F-test. Måten det gjøres på er da å estimere modellen uten restriksjoner og finne summen av kvadrerte avvik (SSR_{UR}), deretter estimeres modellen med restriksjoner og finner summen av kvadrerte avvik her (SSR_R). Nullhypotesen forkastes da dersom F-observatoren er tilstrekkelig pristjellig

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

fra null, for et angitt signifikansnivå.
Etter å ha gjennomført denne testen kan vi få
fire forskjellige utfall:

i) Forkaster H_0^1 , men kan ikke forkaste H_0^2
 \Rightarrow Kan altså si at Y_1 påvirker Y_2 , mens det
 ikke ser ut til at Y_2 påvirker Y_1
 $\Rightarrow Y_1$ Granger forårsaker Y_2

ii) Forkaster H_0^2 , men kan ikke forkaste H_0^1 :
 $\Rightarrow Y_2$ Granger forårsaker Y_1 .

iii) Forkaster både H_0^1 og H_0^2 :
 \Rightarrow Indikerer kausalitet/feedback begge retninger

iv) Kan ikke forkaste noen av hypotesene
 \Rightarrow Indikerer fravær av kausalitet/feedback
 begge retninger.

OK

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

c) Skal her drøfte argumenter for og imot VAR modeller sammenlignet med simultane strukturmodeller.

Den største fordel er helt klart at vi ikke trenger å spesifisere hvilke variable som er eksogene, og hvilke som er endogene. Grunnen til det er som tidligere nevnt at i en VAR modell er alle variable endogene. Dette gjør at vi kan estimere VAR modeller rett fram med KKM uten å bekymre oss vesentlig for å få forventningsskjevheter. For VAR modeller trenger vi altså ikke tenke på om ligningene er identifisert før vi estimerer de, slik som tilfellet gjerne er for simultane strukturmodeller.

En annen fordel det er verdt å merke seg med VAR modeller (mer i forhold til univariate tidsserie modeller) er at de er svært fleksible. Det er en viktig egenskap med VAR modeller som ofte gjør at de er å foretrekke. (Burde kanskje heller nevnt det i oppg. a, siden det ikke er helt svar på spørsmålet her, men føler det er verdt å nevne).

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

✓

En stor utlempe med VAR modeller sammenlignet med simultane strukturmodeller er at de sies å være teoretiske. I dette ligger det at resultatene vi får etter å ha estimert en VAR modell kan være vanskelige å tolke. I simultane strukturmodeller har vi gjerne med to ukninger for f.eks tilbud og etterspørsel, forskjellige rentesatser, eller andre ting som gjør at det er greit å tolke de resultatene vi får fra økonomisk teori.

✓

Denne tolkningen er altså ikke like åpenbar når det gjelder VAR modeller.

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

Oppgave 2

a) Skal forklare hva som menes med stasjonære og ikke-stasjonære tidsserievariable, og hvordan en kan teste empirisk om en variabel er ikke-stasjonær.

Det er da først greit å merke seg at vi skiller mellom strikt stasjonære og svakt stasjonære variable.

* Strikt stasjonær

Den simultane sannsynlighetsfordelingen endres ikke over tid, dvs:

$$F(Y_t, Y_{t+s}, \dots) = F(Y_{t+m}, Y_{t+m+s}, \dots)$$

* Svakt stasjonær

Følgende krav stilles til at en variabel er svakt stasjonær:

1) Konstant forventning:

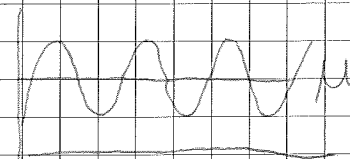
$$E(Y_t) = \mu$$

2) Konstant varians:

$$\text{Var}(Y_t) = \sigma^2 < \infty$$

3) $\gamma_h = \begin{cases} \sigma^2 \\ 0 \end{cases} \rightarrow$ dette innebærer at autokorrelasjonen er lik 1 ved lag 0.

\hookrightarrow autokovarians



~

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

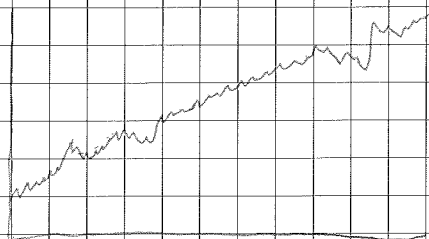
Når vi skal sammenligne en stasjonær og ikke-stasjonær tidsserievariabel tar vi ofte utgangspunkt i en AR(1) (autoregressiv prosess av første orden) som det stasjonære alternativet. Denne er gitt ved:

$$(*) \quad Y_t = \mu + \phi Y_{t-1} + U_t \quad \text{og} \quad |\phi| < 1$$

Mens for en ikke-stasjonær variabel settes $\phi = 1$, og vi får:

$$(**) \quad Y_t = \mu + Y_{t-1} + U_t \quad (\text{Random Walk})$$

En ikke-stasjonær variabel kan f.eks se ut som:



hvor vi ser at vi har en positiv trend.

Et problem med ikke-stasjonære variable er at vi ofte kan få spuriose sammenhenger (regresjoner). En spuriøs sammenheng kan f.eks være en slik positiv trendutvikling som jeg har illustrert grafisk ovenfor.

Vi kan også se at vi kan få opphav til trend ved å se på modell (**). Setter vi:

$$Y_t - Y_{t-1} = \mu + U_t$$

får vi ofte en positiv trendutvikling dersom $\mu > 0$.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Av den grunn (blant annet) er vi derfor ofte interessert i å teste om en variabel er ikke-stasjonær. Vi kan da ta utgangspunkt i det stasjonære alternativet:

$$Y_t = \mu + \phi Y_{t-1} + U_t$$

Nullhypotesen er da: $H_0: \phi = 1$ (variabelen er ikke-stasjonær)
 mot alternativt: $H_1: \phi < 1$ (stasjonær)

Når vi skal gjennomføre denne testen bruker vi en såkalt Dickey-Fuller test. Når vi anvender denne testen er t-observatoren tilsvarende som for en vanlig t-test. I dette tilfellet vil det si: $\frac{\phi - 1}{se(\phi)}$

Det er ett element som gjør denne testen mer komplisert enn en vanlig t-test, og det er at standard t-fordeling ikke er gyldig her. Dette er løst ved å beregne nye t-verdier som er strengere enn de opprinnelige (høyere i tallverdi). Det er også greit å merke seg at de kritiske "t"-verdiene endres noe ut fra om modellen "inneholder" følgende:

- i) Uten konstant og uten trend
- ii) Med konstant og med trend
- iii) Med konstant men uten trend.

Hvis vi tar utgangspunkt i:

$$Y_t = \mu + \phi Y_{t-1} + U_t$$

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Og trekker fra Y_{t-1} på begge sider får vi:

$$Y_t - Y_{t-1} = \mu + \theta Y_{t-1} - Y_{t-1} + U_t$$

$$\Rightarrow \Delta Y_t = \mu + (\theta - 1) Y_{t-1} + U_t$$

$$= \mu + \psi Y_{t-1} + U_t \quad , \text{ hvor } \psi = \theta - 1$$

Kan nå teste for ikke-stasjonaritet med å bruke den omtalte Dickey Fuller testen. Men hypotesen blir nå:

$$H_0: \psi = 0 \quad (\text{Random walk})$$

$$H_1: \psi < 0 \quad (\text{stasjonær})$$

Et problem ved denne enkle Dickey Fuller testen er at vi ikke blir kvitt potensiell seriekorrelasjon.

For å rense bort potensiell seriekorrelasjon

utvides modellen med lagga verdier på første-differensene, og modellen kan da skrives som:

$$\Delta Y_t = \mu + \psi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + U_t$$

En test av denne typen kalles en utvidet (augmented)

Dickey-Fuller test. Det er fortsatt parameteren ψ

vi tester, og hypotesen blir lik som ovenfor.

Den eneste forskjellen er at vi nå ikke trenger å

bekymre oss for potensiell seriekorrelasjon.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

b) Skal forklare hva som menes med begrepet kointegrasjon. Skal videre drøfte hvordan vi kan teste om to eller flere ikke-stasjonære variable kointegrerer. Skal også gi tolkningen av en kointegrerende sammenheng mellom to eller flere variable.

Antar at vi har to ikke-stasjonære variable Y_t og X_t kan da skrive $Y_t \sim I(1)$ og $X_t \sim I(1)$. Denne notasjonen betyr at de er integrert av første orden. Dette innebærer videre at førstedifferensene er stasjonære, og vi kan skrive $\Delta Y_t \sim I(0)$ og $\Delta X_t \sim I(0)$. Dette innebærer som sagt at førstedifferensene er stasjonære, og vi sier gjerne at de er integrert av orden null.

Generelt vill en lineær kombinasjon av to slike ikke-stasjonære variable være ikke-stasjonær. Men dersom det finnes en lineær kombinasjon av to ikke-stasjonære variable som er stasjonær, sier vi at variablene kointegrerer.

Hvis vi tar utgangspunkt i en enkel regresjonsmodell gitt ved:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + u_t$$

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

Og definerer Z_t som:

$$Z_t = Y_t - \beta_0 - \beta_1 X_t$$

Hvis det da finnes en lineær kombinasjon av Y_t og X_t som gjør at $Z_t \sim I(0)$, sier vi altså at variablene kointegrerer.

Når vi skal teste om to eller flere ikke-stasjonære variable kointegrerer kan vi i utgangspunktet benytte en Dickey Fuller- eller augmented Dickey Fuller test. Det som er nytt her er at vi kjenner ikke verdiene på parametrene β_0 og β_1 , og må derfor estimere disse først. Engle og Granger har derfor kommet med en prosedyre for hvordan vi kan gjennomføre denne testen.

Vi estimerer da først:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + U_t \quad \text{og finner } \hat{\beta}_0 \text{ og } \hat{\beta}_1$$

Kan da benytte disse estimerte verdiene i ligningen for Z_t , og vi får:

$$Z_t = Y_t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_t$$

↳ Nullhypotesen er da at denne prosessen er random walk, mens alternativet er at den er stasjonær.

Kan da som sagt ovenfor gjennomføre testen med bruk av en Dickey Fuller eller augmented Dickey Fuller test

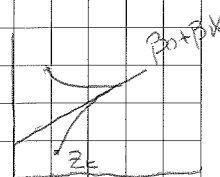
Denne kolonnen er forbeholdt sensor

For å gå videre og si noe om tolkningen av en kointegrerende sammenheng mellom to eller flere variable kan vi ta utgangspunkt i:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + U_t,$$

som vi kan se på som likevekten som gjelder på lang sikt. Mens

$Z_t = Y_t - \beta_0 - \beta_1 X_t$ kan vi se på som avvik fra denne likevekten.



En kointegrerende sammenheng kan vi altså se på som avvik fra likevekten som gjelder på lang sikt.

Engle og Granger har vist at dersom vi har testet og funnet at to variable kointegrerer kan vi formulere en feilkorrigeringsmodell av typen:

$$\Delta Y_t = -\alpha Z_{t-1} + \delta_0 + \delta_1 \Delta X_t + U_t$$

Her er det altså leddet Z_{t-1} som vi kan se på for å gi en tolkning av en kointegrerende sammenheng. Og som sagt kan vi se på dette som avviket fra langtidslikevekten.

Det er også greit å merke seg at parameteren α sier noe om hvor raskt korrigeringen mot likevekten skjer. En høy verdi på denne innebærer en rask tilpasning mot likevekten igjen, mens en lav verdi innebærer en treg tilpasning. Jeg skal ikke kommentere

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

Så mye mer her, men det er greit å merke seg at leddet $\beta_1 X_t$ viser en kortsiktig partiell effekt på endring i Y av endringer i X . Det er greit å merke seg at det er feilkorrigeringsmodellen som legges til grunn for å finne langtidsløsningen for Y . Da setter vi bare inn for Z_t (fra $Z_t = Y_t - \beta_0 - \beta_1 X_t$) og holder alle vekstrater konstante. Men siden dette er utenfor oppgaven her går jeg ikke videre og løser ut.

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

Får nå oppgitt resultatene fra en empirisk analyse av
prisdannelsen i konkurranseutsatt sektor

$$(1) \hat{p}_t = 0,12 + 0,64 q_t + 0,36 c_t$$

$$(2) \hat{u}_t = p_t - \hat{p}_t$$

$$(3) \Delta \hat{u}_t = -0,42 \hat{u}_{t-1} + 0,23 \Delta \hat{u}_{t-1} - 0,13 \Delta \hat{u}_{t-2} + 0,41 \Delta u_{t-2}$$

(-7,03)
(2,22)
(-2,02)
(6,14)

$$(4) \Delta \hat{p}_t = -0,44 \hat{u}_{t-1} + 0,32 \Delta q_t + 0,25 \Delta q_{t-1} + 0,22 \Delta c_t$$

(-8,12)
(4,06)
(2,94)
(3,18)

$$+ 0,18 \Delta c_{t-1} + 0,08$$

(2,08)
(1,98)

p = logaritmen til prisen på hjemmeproduisert vare

q = logaritmen til prisen på verdensmarkedet

c = logaritmen til variable kostnader per produsert enhet

Antar videre :

* Alle variablene er ikke-stasjonære, integrert
av første orden ($\sim I(1)$)

* Ligning (1), (3) og (4) er estimert med OLS
ved bruk av kvartalsdata for i alt 160 observasjoner

* I ligning (3) og (4) oppgis t-verdier i parenteser
under parameterestimaterne.

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

c) Skal gi en tolkning av resultatene gitt ved ligning (I) - (4). Drøft spesielt om prisen på hjemmeprodusert vare kointegrerer med verdensmarkedspris og kostnader per produsert enhet, finn de kortsiktige og langsiktige effektene av økt verdi på forklaringsvariablene, og drøft hvor raskt prisen justeres mot langsiktig likevekt.

Ligning (I)

Har her fått resultatene fra den estimerte modellen med prisen på hjemmeprodusert vare som venstresidevariabel (siden alle variablene er på logaritmeform dropper jeg å skrive det hele velen fram) mens prisen på verdensmarkedet og variable kostnader per produsert enhet er forklaringsvariable. Siden alle variablene er på logaritmeform ~~vi~~ kan vi videre tolke resultatene som elastisiteter. Kan se at en 1 ~~pro~~ prosent økning i prisen på verdensmarkedet gir en økning på 0,64 prosent i prisen på hjemmeprodusert vare. Dette virker intuitivt på varen i et land ofte har en ganske stor samsvariasjon med prisen på verdensmarkedet. Videre kan vi se at en 1 prosent økning i variable kostnader per enhet gir en økning på prisen på hjemmeprodusert vare med 0,36 prosent.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Også dette virker intuitivt, siden en økning i kostnader for å produsere varen gjør at man ofte tar høyere pris for varen for å kompensere for kostnadsøkningen.

Det er videre greit å merke seg at elastisitetene for prisen på verdensmarkedet og variable kostnader per produsert enhet summerer seg til 1 ($0,64 + 0,36 = 1$), noe som indikerer at det er her pålagt en restriksjon om homogenitet av grad 1.

Ligning (2)

Får her oppgitt de estimerte residualene som er gitt ved den opprinnelige regresjonsmodellen p_t:

$$p_t = \beta_0 + \beta_1 q_t + \beta_2 k_t$$

fratrukket det estimerte resultatet gitt ved ligning (1).

De estimerte residualene er som regel en fordeling å ha siden vi tar utgangspunkt i disse når vi skal undersøke om modellen er velspesifisert ved bl.a å se om det er noen seriekorrelasjon, heteroskedastisitet (må kvadrere de da) osv.

Allikevel ser det ut til at mye av grunnen til at de er med her, er at vi senere skal undersøke om variablene kointegrerer.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Ligning (3)

Får her oppgitt førstedifferensen til residualene som venstresidevariabel. Høyresidevariablene er her gitt ved estimert verdi på residualene forrige periode, samt estimerte verdier for førstedifferensene til residualene for 1, 2 og 4 kvartaler tilbake.

Med 5% angitt signifikansnivå ser vi at alle variable her er signifikante.

Det er fra denne ligningen vi kan undersøke om prisen på hjemmeprodusert vare kointegrerer med verdensmarkedspris og kostnader per produsert enhet. Vi har fått oppgitt at $p_t \sim I(1)$, $q_t \sim I(1)$ og $c_t \sim I(1)$, og dersom det finnes en lineær kombinasjon av disse som er integrert av orden 0, kan vi si at de kointegrerer.

Setter inn for \hat{u}_{t-1} i ligning (3):

$$\Rightarrow \Delta \hat{u}_t = \underbrace{-0,42}_{(-7,03)} (p_t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 q_t - \hat{\beta}_2 c_t)_{t-1} + 0,23 \Delta \hat{u}_{t-1} + \dots$$

↳ Denne er helt klart signifikant, og i forhold til de andre størrelsene som er oppgitt ser den også ut til å være klart forslipellig fra 0.

Siden det også er med lagga verdier av førstedifferensene her vil det være naturlig å benytte en augmented Dickey Fuller test. Det ser ~~ikke~~ derfor ut til at

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

✓

prisen på hjemmeprodusert vare kointegrerer med verdensmarkedspris og kostnader per produsert enhet. (når vi har inkludert lagga verdier på førstedifferensen for å "renske bort" seriekorrelasjon).

Ligning (4)

Har her estimert verdi av førstedifferensen til prisen på hjemmeprodusert vare som venstresidevariabel. Høyresiden består av estimert verdi på residualene forrige kvartal, førstedifferensene til verdensmarkedsprisen i periode t og $t-1$, førstedifferensene til kostnader per produsert enhet i periode t og $t-1$ og et konstantledd. Vi kan lett dra en analog fra denne modellen til likevektskorrigeringsmodellen fra Engle og Granger jeg diskuterte i oppgave b (dersom to eller flere variable kointegrerer).

Som jeg gjorde da jeg forklarte ligning (3) setter jeg også her inn for \hat{U}_{t-1} , det gir:

$$(4) \hat{\Delta p}_t = \underbrace{-0,44}_{(-8,12)} (p - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 q - \hat{\beta}_2 c)_{t-1} + \underbrace{0,32}_{(4,06)} \Delta q_t + \underbrace{0,25}_{(2,94)} \Delta q_{t-1} + \underbrace{0,22}_{(3,18)} \Delta c_t + \underbrace{0,18}_{(2,08)} \Delta c_{t-1} + \underbrace{0,08}_{(1,98)}$$

Når jeg nå skal finne langtidsløsningen for prisen på hjemmeprodusert vare er det vanlig å gjøre en

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

antagelse om konstante vekstrater (steady state)

Gjør dette og får (setter også inn for $\hat{\beta}_0$, $\hat{\beta}_1$ og $\hat{\beta}_2$)

$$\delta P = -0,44 P + 0,44(0,2) + 0,44(0,64)q + 0,44(0,36)C + (0,32 + 0,25)\delta q + (0,22 + 0,18)\delta C + 0,08$$

$$\Rightarrow \delta P = -0,44 P + 0,05 + 0,28 q + 0,15 C + 0,57 \delta q + 0,4 \delta C + 0,08$$

$$\Rightarrow P = 0,64 q + 0,36 C + \frac{0,57 \delta q}{0,44} + \frac{0,4 \delta C}{0,44} + \frac{0,05 + 0,08}{0,44}$$

$$= 0,64 q + 0,36 C + \text{konstant}$$

→ fra denne kan vi se at de langsiktige effektene på hjemmeprodusert vare er tilsvarende som i likning (1). Dette er også naturlig siden jeg her har satt inn for de samme estimerte verdiene. Generelt kan vi skrive:

$$P = \frac{\hat{\beta}_1}{0,44} q + \frac{\hat{\beta}_2}{0,44} C + \text{konstant} \quad (\text{eller bytt } 0,44 \text{ med } \alpha)$$

De kortsiktige effektene kan vi se direkte fra likning (4), da det er koeffisientene foran første-differensene som der angir de partielle kortsiktige effektene. Kan da se følgende.

- * Den partielle kortsiktige effekten av en økning i verdensmarkedsprisen samme periode er 0,32
- * Den partielle kortsiktige effekten av en økning i verdensmarkedsprisen forrige kvartal er 0,25.

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

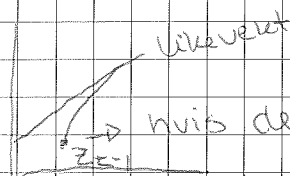
* Den partielle effekten av en økning i kostnader per produsert enhet i samme kvartal er 0,22, mens den er 0,18 av en økning i forrige kvartal.

Det er verdt å merke seg at siden vi her betrakter første differensene er det snakk om en økning i veksten. For alt som er diskutert her gjelder den partielle effekten påvirkningen av endring i vekst for pris på hjemmeprodusert vare.

Skal til slutt i oppgaven diskutere hvor raskt prisen justeres mot langsiktig likevekt. Også før å diskutere dette tar vi utgangspunkt i ligning (4)

$$\hat{\Delta p}_t = \underbrace{-0,44}_{\text{speed of adjustment}} \hat{u}_{t-1} + 0,32 \Delta q_t + \dots$$

↳ Det er denne størrelsen som er av interesse når vi nå skal diskutere videre. Denne parameteren kalles gjerne speed of adjustment og sier noe om hvor lang tid det tar før avviket elimineres.



hvis dette er avviket sier altså parameteren hvor lang tid det tar for vi når likevekten igjen.

I dette tilfellet er størrelsen på parameteren 0,44. Dette innebærer at 44% av avviket elimineres

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

i løpet av kommende periode. Siden vi her betrakter kvartalsdata vil jeg si at denne tilpasningen mot langtidslikevekten er relativt raskt (selv om det ikke er noe absolutt mål på hva som er raskt eller ikke mener jeg at når oppunder halvparten av avviket elimineres i løpet av det neste kvartalet, er dette relativt raskt).

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

Utvider nå ligning (4) med to alternative mål på kapasitetsutnyttelsen, Z_1 og Z_2 . Antar at de to målene er stasjonære.

- * I ligning (4A) benyttes løpende og lagget verdi på Z_1
- * I ligning (4B) benyttes løpende og lagget verdi på Z_2
- * Begge indikatorene inkluderes i ligning (4C)
- * De tre alternative modellene er alle estimert med OLS ved bruk av 160 observasjoner.

$$\begin{aligned}
 (4A) \quad \hat{\Delta p}_t = & -0,42 \hat{U}_{t-1} + 0,31 \Delta q_t + 0,26 \Delta q_{t-1} + 0,20 \Delta C_t \\
 & (-8,02) \quad (4,02) \quad (2,90) \quad (3,08) \\
 & + 0,16 \Delta C_{t-1} + 0,07 + 0,012 Z_{1t} + 0,009 Z_{1t-1} \\
 & (2,04) \quad (1,98) \quad (2,96) \quad (2,06) \quad SSR=120
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (4B) \quad \hat{\Delta p}_t = & -0,43 \hat{U}_{t-1} + 0,33 \Delta q_t + 0,28 \Delta q_{t-1} + 0,21 \Delta C_t \\
 & (-8,07) \quad (4,08) \quad (2,92) \quad (3,16) \\
 & + 0,17 \Delta C_{t-1} + 0,08 + 0,008 Z_{2t} + 0,005 Z_{2t-1} \\
 & (2,06) \quad (1,96) \quad (1,96) \quad (1,84) \quad SSR=126
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (4C) \quad \hat{\Delta p}_t = & -0,42 \hat{U}_{t-1} + 0,31 \Delta q_t + 0,24 \Delta q_{t-1} + 0,20 \Delta C_t \\
 & (-8,00) \quad (2,96) \quad (2,87) \quad (3,02) \\
 & + 0,15 \Delta C_{t-1} + 0,08 + 0,009 Z_{1t} + 0,004 Z_{1t-1} \\
 & (2,02) \quad (1,96) \quad (1,83) \quad (1,12) \\
 & ~~+ 0,002 Z_{2t} + 0,001 Z_{2t-1}~~ \\
 & \quad \quad \quad (1,04) \quad (0,49) \quad SSR=118
 \end{aligned}$$

Denne kolonnen er forbeholdt sensor

d) skal bruke disse opplysningene for å diskriminere mellom de to alternative modellene gitt ved ligning (4A) og (4B).

Som vi kan se av modellene (4A) og (4B) er det ingen av de som fremkommer som et spesialtilfelle av den andre modellen. Når dette er tilfelle sier vi at modellene er ikke-nøsta.

En vanlig prosedyre for å diskriminere mellom modellene er da gjerne å etablere en modell, hvor de to opprinnelige modellene fremkommer som spesialtilfeller. Som vi kan se av oppgaven er dette gjort i modell (4C.) For å forklare videre ~~modell (4A) fremkommer som spesialtilfelle~~

skriver jeg modell (4C) på generell form.

$$\Delta p_t = -\alpha \hat{u}_{t-1} + \beta_1 \Delta q_t + \beta_2 \Delta q_{t-1} + \beta_3 \Delta C_t + \beta_4 \Delta C_{t-1} + \beta_5 + \gamma_1 z_{1t} + \gamma_2 z_{1t-1} + \lambda_1 z_{2t} + \lambda_2 z_{2t-1}$$

Kan da se at modell (4A) fremkommer som spesialtilfellet der $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$.

Modell (4B) fremkommer som spesialtilfellet ~~der~~ hvis $\gamma_1 = \gamma_2 = 0$.

Vi kan dermed stille opp følgende nullhypoteser:

$$\left. \begin{array}{l} H_0^1: \lambda_1 = \lambda_2 = 0 \\ H_0^2: \gamma_1 = \gamma_2 = 0 \end{array} \right\} \text{ kan testes ved F-test eller LM-test.}$$

Denne kolonnen
er forbeholdt
sensor

Får da 4 mulige utfall.

* Forkaster H_0^1 men kan ikke forkaste H_0^2
 \Rightarrow Modell (4^B) er best

* Forkaster H_0^2 , men kan ikke forkaste H_0^1
 \Rightarrow Modell (4^A) er best

* Forkaster begge hypotesene
 \Rightarrow Ikke - konkluderende

\hookrightarrow Må da se på andre kriterier (jfr. oppg. e)

* Forkaster ingen av hypotesene
 \Rightarrow Ingen av modellene fremstår som gode.

Skal nå bruke de tallene vi har fått oppgitt til å
 diskriminere mellom de to modellene. Sammenligner
 F-observatoren jeg får med kritisk F-verdi. Har
 her i begge tilfeller 2 restriksjoner og 120 observasjoner
 Med 5% angitt signifikansnivå sammenligner jeg
 derfor med en kritisk F-verdi på 3,00.

Startet med: $H_0^1: \lambda_1 = \lambda_2 = 0$

$$F_{obs} = \frac{(120 - 118) / 2}{118 / (160 - 10)} \approx 1,27$$

$$\Rightarrow F_{obs} < F_{crit}$$

\rightarrow kan ikke forkaste at $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$.

Denne kolonnen
er forbeholdt
sensor

$$H_0^2: \gamma_1 = \gamma_2 = 0$$

$$F_{obs} = \frac{(126 - 118)/2}{118 / (160 - 10)} \approx 5,08$$

$$\Rightarrow F_{obs} > F_{crit}$$

→ Ser ut til at vi ~~kan forkaste~~ kan forkaste
at $\gamma_1 = \gamma_2 = 0$.

Jfr. diskusjonen tidligere i oppgaven ser det
altså ut til at vi ikke kan forkaste H_0^1 , men
vi forkaster H_0^2 . Basert på den tidligere
diskusjonen ser det derfor ut til at modell (4A) er
best.

Ser også ut til at vi får det samme resultatet dersom
vi ser på t-verdiene. Siden disse er en del
høyere i modell (4A) enn (4B) ser det ut til at
de er mer signifikante.

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

e) Skal nå drøfte andre typer informasjon som kan utnyttes for å finne den beste modellen.

Ser at de to "konkurrerende" modellene inneholder like mange variable. Vi kan derfor sammenligne R^2 (trenger ikke betrakte justert R^2 som straffer parameterrike modeller).

$$R^2 = \frac{SSE}{SST} = \frac{SSE}{SSE + SSR}$$

$$= \frac{SST - SSR}{SST} = 1 - \frac{SSR}{SST}$$

Vi ønsker en høy verdi på R^2 , og gjerne så nær 1 som mulig.

Vi kan også se på informasjonskriteriene jeg nevnte i oppg 1. for å sammenligne modellene. Husker at vi ønsker så lav verdi som mulig på disse, noe som innebærer at modellens forklaringskraft er høy. På den andre siden er det like mange parametre i ~~denne~~ disse modellene, slik at "straffen" blir lik.

En annen måte å sammenligne modellene på kan være å se på de estimerte standardavvikene, som gjør at vi kan sammenligne hvor effisiente estimatorene er.

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

f) Får nå opplyst at variabelen Z_t varierer fra 0,6 til 0,9 i løpet av observasjonsperioden.

Skal bruke denne informasjonen sammen med resultatene gitt i ligning (4A) for å drøfte størrelsen på den partielle effekten av økt kapasitetsutnyttelse

$$(4A) \hat{\Delta p}_t = -0,42 \hat{U}_{t-1} + 0,31 \Delta q_t + 0,26 \Delta q_{t-1} + 0,20 \Delta C_t + 0,16 \Delta C_{t-1} + 0,07 + 0,012 Z_t + 0,009 Z_{t-1}$$

* Ser i utgangspunktet at en økning i kapasitetsutnyttelsen i inneværende periode gir en økning i prisen på 0,012, mens den partielle effekten av en økning i forrige periode er 0,009.

Det ser altså ut til at en økning i kapasitetsutnyttelsen i inneværende periode har en høyere partiel effekt på prisen på varen enn det en økning i kapasitetsutnyttelsen forrige periode har.

Men vi får nå også oppgitt at Z_t varierer fra 0,6 til 0,9 i løpet av observasjonsperioden. Dvs at Z_t kan potensielt ha en høyere verdi i forrige periode dersom størrelsen på den er høyere.

Det virker nærliggende å inkludere en dummyvariabel i modellen som fanger opp

Denne kolonnen er
forbeholdt sensor

denne effekten av variasjonen i Z_1 . På den andre siden kan variasjonen i variabelen ligge i hele intervallet mellom 0,6 og 0,9, og den kan endres kontinuerlig, slik at det kan være vanskelig for en dummyvariabel å plukke opp hele denne effekten. (Kan da være nærliggende å implementere en transisjonsfunksjon).

Men siden vi her skal betrakte den partielle effekten av økt kapasitetsutnyttelse holder jeg meg nå til å si at det ser ut til at økt kapasitetsutnyttelse vil ha en positiv effekt på førstedifferensen til pris på hjemmeproduisert vare, og denne positive effekten vil være høyere jo høyere verdien på Z_1 er (altså større positiv effekt dersom Z_1 er 0,9 enn hvis den er 0,6)