

Eghe Jeffrey Avent-Umamwen

INFLASJONSMÅL SOM PENGEPOLITIKK.

Den medførte volatiliteten i produksjonen, inntekten og sysselsettingen i næringslivet tilhørende Norge – Estimeringer ved GARCH-modeller.

Masteroppgave i Samfunnsøkonomi

Veileder: Kåre Johansen

Mars 2023

Norges teknisk-naturvitenskapelige Universitet

Fakultet Økonomi

Instituttet for Samfunnsøkonomi

Forord

Jo lengre jeg jobbet med datasettet og med de GARCH-estimeringene mine, jo dypere kom jeg. Til slutt følte det som om undersøkelsen ville aldri ta slutt, og at jeg måtte selv finne på en slutt for undersøkelsen min. De teoretiske og analytiske modellene ved teoridelen kan virke enkelt og lett forståelig for spesifikke. Til tross for at det kan være lettere for spesifikke er det lurt å huske på at hver enkelt av de ligningene inneholder faktorer, og hver av de faktorene kunnet hver for seg vært en GARCH-estimering med hvert sitt datasett. I tillegg er det mange ulike teorier, og forslag til hvordan de ligningene kunne formes og brukes ved undersøkelser. Det gjør at det blir lettere å tenke for seg hvordan undersøkelsene kunnet aldri tatt slutt. Med det i tankene tenker jeg at jeg har fått innblikk i hvordan det kan være som forsker, ved å jobbe med denne oppgaven. En jobb som økonometrisk forsker kunne vært en bra jobb gitt uendelige mye tid og ressurser til å drive forskning. Det er kjent for forskere flest at det som er riktig eller ikke riktig er en grå sone som blir lite diskutert i realitet, nemlig fordi alt av teorier og modeller eksisterer for å bli avkreftet i riktig tid. Dette gjelder også for meg og for oppgaven som jeg har skrevet. Dermed håper jeg at arbeidet og belysningen som jeg har tilført oppgaven blir riktig belønnet for innsatsen min.

Ønsker å takke veilederen min Kåre Johansen for veiledningen som jeg har fått gjennom oppgaveskrivingen. Det har vært godt engasjement fra hver vår ende, med tankene på hvordan forske og produsere masteroppgaven. Det har kontinuerlig kommet nye måter og forbedringer på hvordan jeg kunne gå frem for å gjøre tematikken lettere forståelig ved alle kanter. Noe som viser til tegn på hvor bredt tematikken om pengepolitikken blir, gitt mer tid samt fokus for videre utvikling over tid. Ønsker også å takke Marthe, og Sebastian for tips til korrekturlesingen, samt mange andre ikke nevnte, som kan ha bidratt ved hver sin måte til produksjonen av masteroppgaven min.

Tabell over akronymer og definisjoner

Akronymer	Beskrivelse
Uhat	Mhp oppgaven – Estimert residual ved OLS regresjon
Heteroskedastisitet	Mhp oppgaven - Den estimerte variansen ikke er konstant.
AR	Autoregressive
MA	Moving Average
ARCH	Autoregressive conditional heteroskedasticity
GARCH	Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
IGARCH	Integrated Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
EGARCH	Exponential generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
DF	Dickey Fuller
ADF	Augmented Dickey Fuller
MV	Moving average
IS-LM	Investment-savings and liquidity preference money supply
AIC	Akaike information criterion
BIC	Schwartz bayesian information criterion
SBIC	Schwartz bayesian information criterion
AD-AS	Aggregate demand-aggregate supply
SSB	Statistiskbanken.
Tsline	Time series line
LF, LLF, LL	Likelihood function, logarithmic likelihood function, logarithmic likelihood

Sammendrag/abstrakt

Bruk av GARCH-modeller for å estimere om det har kommet høyere betinget volatilitet ved produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet. Dette tenkes relevant, fordi endringen ved den norske pengepolitikken som trådte i kraft fra og med det andre kvartalet i 2001 tallet. Dataene fra tidsperiodene før endringen sammenlignes mot dataene fra tidsperiodene etter endringen, og hypotesen er om det finnes signifikans ved de estimeringene som kommer av datasettene. Ved de første forsøkene oppnådde vi betydning, men ikke av den sterke naturen til å kunne komme til konkrete beslutninger. Det viste seg i enden at faktoren for de usikkerhetene skyldes at det er en voksende, men konstant trend - en form for bevegelig middelmål - i realøkonomien tilhørende produksjonen og inntekten i det norske næringslivet. Denne stabile trenden bidrar pengepolitikken til, ved at begge er sterkt tilknyttet hverandre. Pengepolitikken bidrar til å stabilisere denne økonomien ved å stimulere for vekst i produksjonen og inntekten til det norske næringslivet. Ved bruk av metodene tilhørende GARCH, og førstedifferansen til produksjonen " Δy " tilhørende datasettene, segregerte vi ut volatiliteten for så å estimere for problemstillingen til masteroppgaven min.

INNHALDSFORTEGNELSE.

Forord.....	i
Sammendrag/abstrakt	iii
1. Introduksjon.....	1
1.1 Bakgrunn	1
1.2 Problemstilling	1
1.3 Avgrensning	2
2. Teori	2
2.1 Pengepolitikk under et inflasjonsmål	2
2.2 Valutakurspolitikk mot inflasjonmålspolitikk.....	7
3. Likheter og ulikheter - Datasettet	8
3.1 Datasettet.....	8
3.2 Definisjoner av variabler	9
3.3 Sammendrag av datasettene.	10
4. GARCH-modellen.....	14
4.1. En auto regressive modell (AR), enhetsrot og stasjonaritet.	14
4.2 Volatilitet: GARCH modellering.	16
4.3 Modellen til oppgaven.....	17
4.3.1 Augmented Dickey-Fuller Test.....	18
4.3.2 Fremgangsmåten, og resultatene ved Dfuller testene.....	20
5. Empirisk analyse	27
5.1 GARCH - Justert modell 2.....	27
5.1.1 Resultatene til Justert modell 2 – Alle næringer.....	30
5.1.2 Resultatene ved Justert modell 2 – Industri.....	33
5.2 Alternative GARCH-estimeringer.....	38
5.2.1 Førstedifferanse – GARCH.....	39
5.2.2 GARCH-estimeringen med lønn og sysselsatte personer, sesongjustert.....	43
6. Drøfting	47
7. Konklusjon.	48
7.1 Konklusjon	48
8. Vedlegg.....	50
8.1 Vedlegg 1: Datasettet.....	50
8.2 Vedlegg 2: GARCH-modell 1(justert og ujustert).....	53
8.3 Vedlegg 3: Veiledning ved bruk av Stata.....	56

Kommandoer i Stata	56
9. Kilder/referanseliste	59

1. Introduksjon

1.1 Bakgrunn

I denne masteroppgaven er det foretatt estimeringer, og analyser av volatiliteten i veksten til produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet. Estimeringene utføres ved bruk av GARCH-estimeringer og ved å analysere ulike variabler fra det nasjonale regnskapet tilhørende Norge. Disse variabler er hentet i datasettet som er hentet fra det statistiske sentralbyrået (SSB). Som anerkjent, Norge har fulgt et regime av inflasjonsstyring siden 2001, og dette forstås som en faktor som kan brukes for å forklare volatiliteten i næringsproduksjonen og næringsinntekten tilhørende Norge. Forståelsen er ikke med hundre prosent sikkerhet, men brukes som et mål til estimering i denne oppgaven. Teoretiske modeller, og antagelser om inflasjonsmål som pengepolitikk blir diskutert. I tillegg vil også meste parten av oppgaven handler om resultatene og metodene til GARCH-estimeringer.

I henhold til en teori av Øistein Røisland og Ragnar Torvik (2004) i «The journal of international trade & economic development» kan volatiliteten i produksjon og inntekt være forårsaket av ulike sjokk i økonomien. Oppgaven analyserer også påvirkninger av sysselsetting med hensyn på produksjonsveksten tilhørende Norge. For så å prøve å fastslå hvordan effekt et sjokk i lønn og i forespørselen på varer ville hatt på produksjonsveksten. Dette er med forutsetningen om at sysselsetting er korrelert med lønn og forbruket til befolkningen i Norge. Skulle denne teorien stemme, vil det medføre betinget atferdsmønstre i produksjonen, inntekten og sysselsettingen i næringslivet tilhørende Norge. Vi jobber deretter med å finne ut om sentralbanken har styr på dette atferdsmønstreet ved deres bruk av inflasjonsmålstyring som pengepolitikken for Norge. Skulle det vise seg at inflasjonsmålstyring faktisk er et fungerende stabiliseringsmiddel for dette atferdsmønstreet, ville vi havne med empiriske resultater som bekrefter høyere betinget volatilitet i datasettene fra og med årene etter det andre kvartalet i 2001 tallet.

1.2 Problemstilling

På bakgrunn av dette vil oppgaven arbeides ut ifra følgende problemstilling:

«Empiriske GARCH-estimeringer av volatiliteten i veksten til produksjon og inntekt, før og etter den Norske regjeringen innførte inflasjonsmål som pengepolitikken i mars 2001 tallet. I tillegg om resultatene stemmer overens med ekspertenes teoretiske antagelser om at inflasjonsmålstyring skaper mer volatilitet ved betinget heteroskedastisitet for varians i produksjonen og inntekten i næringslivet tilhørende Norge.»

Et annet aspekt som er relevant for problemstillingen er at det skjer et kortsiktig sjokk i etterspørsler på grunn pengepolitikken tilhørende sentralbanken. Dette skjer ofte i form av økonomiske sammenhenger, og eller mindre, men akkumulerende sjokk som overraskende endringer i husholdningenes spareatferd, bedriftenes handlinger eller finanspolitikken tilhørende kommersielle banker. Med andre ord, inflasjonsmålstyring antas å skape mer volatilitet ved betinget variasjon «conditional variance» spesifikt når det er bevis for heteroskedastisitet i datasettet. Dette betyr for produksjonen og inntekten til næringslivøkonomien at det finnes et atferdsmønster i produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet. Dette forstås korrelert med pengepolitikken tilhørende Norge. Til den forstand setter vi opp at null hypotesen er at: Det enten ikke finnes bevis for betinget varians ved GARCH i datasettet, eller er at det finnes betinget varians ved GARCH i datasettet, men at dette ikke er signifikant. Den alternative hypotesen er at det både finnes betinget heteroskedastisitet for varians ved GARCH i datasettet, og at dette er signifikant.

1.3 Avgrensning

Teoriene om pengepolitikk i lærebøkene til makroøkonomi, særlig på bachelornivå, ble utpekt som dårlig tilpasset ved bruk til analyser av inflasjonsmålstyring. Denne påstanden kom fra Øistein Røisland og Tommy Sveen ved Norges bank, og ble nevnt i en artikkel skrevet av begge to i (2005).

Avgrensninger for oppgaven min blir i henhold til de teoriene i artikkelen «pengepolitikk under et inflasjonsmål» av Røisland et al. Med inkluderende andre supplerende artikler og teorier som er støttende, og har tilsvarende de samme avgrensninger som Røisland et al., (2005). Dette gjør at vi avgrenser og kan spisse problemstillingen til datasettet som er brukt.

2. Teori

2.1 Pengepolitikk under et inflasjonsmål

Inflasjonsmål, en gående trend som startet i 1989 med New Zealand, der mange land gikk fra fast eller styrt valutakurs, og videre til å stabilisere den innenlandske økonomien ved form av fleksibel inflasjonsstyring (Røisland et al.,2005). I det andre kvartalet 2001, innførte Norge et eksplisitt inflasjonsmål for pengepolitikk. Da byttet Norge fra en pengepolitikk som innebåret styrt valutakurs til rentestyring med inflasjonsmål som pengepolitikk. Fem år etter endringen kom selveste påstanden fra Røisland et al (2005) at den tradisjonelle IS-LM modellen er dårlig egnet i et regime med Inflasjonsmålstyring. At den tradisjonelle keynesiansk IS-LM modellen har det slik at etterspørsel avhenger negativt av realrenten og positivt av løpende

disponibel inntekt i næringslivet. At den tradisjonelle keynesiansk IS-LM modellen påpeker pengemengden som sentralbankens hovedvirkemiddel til rentestyring, som om sentralbanken har et pengemål i sikt. I henhold til tekstene av Røisland et al., (2005) er også den moderne IS-ligningen med navnet Euler-Ligningen og den utvidet IS-LM-modellen som heter AD-AS-modellen (aggregate demand-aggregate supply) heller ikke bra egnet for å observere inflasjonsmålstyring.

Røisland et al.(2005) forklarer videre at mange forskere har oppfatningen at påvirkningen til pengepolitikken på den realøkonomien er midlertidig, og at effekten er nøytral på lang sikt. Pengepolitikken fungerer dermed som et stabiliseringsmiddel for den samlede etterspørselen, og til et nivå der etterspørsel samsvarer med den normale utnyttningen av ressurser i landet. Dette kalles for den mulige eller potensielle produksjonen til landet. Derfor kan et mål for sentralbanken være å holde produksjonsgapet så nært null som mulig, uavhengig av tidsperiode eller kvartal.

Apropos produksjonsgapet - La Y står for den samlede produksjonen (BNP- Bruttonasjonalprodukt) og Y^* den potensielle produksjonen, og produksjonsgapet måles ved $\frac{Y-Y^*}{Y^*}$ Røisland et al.,(2005)

Den potensielle produksjonen må estimeres, siden den ikke kan observeres. Dette vil si at det er uklart når sentralbanken tar til bruk rentestyring for å stabilisere realøkonomien. Noe som betyr at handlingen ofte kan være tilfeldig, og at handlingen ikke er lineært eller forenlig etter en modell.

I artikkelen av Røisland et al.,(2005) ble to ligninger brukt til å forklare atferdsmønsteret ved pengepolitikk. Den første er følgende ligning (IS-kurven):

$$1.1 \quad y = y^* - \alpha(i - \pi^e - r^*) + v$$

y = logaritmen for Y

y^* = logaritmen Y^*

i = den nominelle renten

π^e = forventet inflasjon

$(i - \pi^e)$ = realrenten

r^* = Den langsiktige likevektsrealrenten

v = etterspørselssjokk

λ = parameteren på hvor stor vekt sentralbanken har på produksjonsstabilitet i forhold til prisstabilitet eller lønnsstabilitet – Vi vil fokusere på lønnstabilitet i etterkant, og prisstabilitet og lønnstabilitet kan veksels ovenfor hverandre i oppgaven.

Etterspørselssjokk er muligens den som er mest viktigst for denne oppgaven med hensikt på GARCH-estimeringene som utføres og legges ved, senere i oppgaven teksten. Som nevnt tidligere, en baktanke å ha i hodet er om det skjer en kortsiktig etterspørsel sjokk av pengepolitikken til sentralbanken? Sjokk medfører forhold som overraskende endringer i husholdningenes spareatferd, bedriftenes handlinger eller finanspolitikken til kommersielle banker som forstås å komme av kommunikasjonen om renteendringer fra sentralbanken. Ligningen 2.1, viser at høyere realrente, ceteris paribus, reduserer etterspørsler og investeringer, og fører til lavere produksjonsgap. Ved lavere realrente fører den til høyere produksjonsgap. Det er selvfølgelig flere andre faktorer som kan og er til spill for at ligningen til Røisland et al., skal stemme. Men påstandene øverst er de generelle oppfatninger til forskere flest.

Den andre ligningen ved Philips-kurve er følgende, og representerer tilbudssiden ved økonomien:

$$1.2 \quad \pi = \pi^e + Y(y - y^*) + u$$

u = inflasjonssjokk

Tankegangen med ligningen 2.2 er at rigiditeten i priser og lønninger gjør at det ikke er mulig med høy produksjon på lang sikt ved bruk av inflasjon. Dette er fordi bedrifter får insentiver til å øke prisene sine når etterspørsel går opp på grunn lavere renten. Og ved lavere renter får flere i landet insentiver til å ta opp lån til bruk og til investeringer. I gjengjeld vil økt aktiviteter og lønnsomhet i næringslivet føre til at fagforeningene ber om høyere lønnstillegg til sine medlemmer. Økt aktiviteter i næringslivet vil også føre til mindre arbeidsledighet, på grunn høyere behov for arbeidskraft, som deretter skaper mer etterspørselspress, høyere lønnsnivå, og høyere kostnadsnivå.

Røisland et al (2005) formet i artikkelen sin enda en ligning – tapsfunksjonen spesifisert som:

$$2.3 \quad L = \frac{1}{2}[(\pi - \pi^*)^2 + \lambda(y - y^*)^2]$$

Et av målet av pengepolitikken til sentralbanken er å minimere tapsfunksjonen så bra som mulig.

Nå blir det viktig å påpeke at ligningene 2.1, 2.2 og 2.3 gjelder i en lukket økonomi, der endringer tilhørerne valutakurs ikke tas med i beregningen til ligningen. I delen 2.2 av oppgaven skrives det mer om valutakurspolitikk, men Røisland et al (2005) hadde også noen ligninger, utvidelser til ligningene 2.1, 2.2, og 2.3, som tok med til beregning effekter av valutakurs. Men i forkant, før det vises utvidelsene i oppgaven, legger vi vekt på enda en ligning av Røisland et al.,(2005) som kalles for reaksjonsfunksjonen. Den tar i hensyn potensialet for tillitsjokk ved at den fremstille den måten sentralbanken responderer på de eksogene variablene; π, π^*, y^*, r, v og u i modellene 2.1, 2.2, og 2.3.

Av modellen 2.3 «tapsfunksjonen» får vi førsteordenbetingelsen:

2.4 $\pi - \pi^* = -\frac{\lambda}{Y}(y - y^*)$ som innebærer en avveining mellom prisstabilitet og realøkonomisk stabilitet.

Ved bruk av ligningene 2.1, 2.2 og 2.4 får vi reaksjonsfunksjonen som skrives som:

$$2.6 \quad i = r^* + \pi^e + \frac{1}{\alpha}v + \frac{Y}{\alpha(Y^2 + \lambda)}u + \frac{Y}{\alpha(Y^2 + \lambda)}(\pi^e - \pi^*)$$

Se (Røisland et al., 2005, s. 22) for videre forståelse av ligningene i en lukket økonomi.

I en åpen økonomi får vi følgende utvidelser på ligningene:

$$2.1.1. \quad y = y^* - \alpha(i - \pi^e - r^*) + \alpha_2(e - e^*) + v$$

$E = s + p^f$ -p som er logaritmen for realvalutakursen

S = logaritmen for den nominelle valutakursen

P^f = logaritmen på utenlandske priser med utenlandske valuta

P = prisen på varer produsert hjemme

e = likevektrealrentevalutakursen

En økning på e betyr svak valutakurs som deretter bidrar til høyere etterspørsel varer i landet.

$$2.2.1 \quad \pi = \pi^e + Y(y - y^*) + \beta(e - e^*) + u$$

Som forklart tidligere, vil høyere etterspørsel etter varer føre til inflasjon, og det vises også ligningen øverst. Når e økes, og vi får svak valutakurs, vil også inflasjon i økonomien gå

opp. For å bestemme valutakursen, tok Riøslund et al til bruk udekket renteparitet:

$$2.7 s = s^e - (i - i^f) + z$$

S^e = forventet nominell valutakurs

I^f = rentenivået i utlandet

z = valutakurssjokk – Et avvik fra renteparitet.

Udekket renteparitet vil si at det forventende avkastningen mellom to ulike valutaer skal være den samme.

Ligningen 2.7 omskrives til:

$$2.8 e = e^e - [(i - \pi^e) - (i^f - \pi^{f,e})] + z$$

$\pi^{f,e} = p^{f,e} - p^f$ = forventet utenlandsk inflasjon.

Tapfunksjonen antas å være det samme som tidligere, og dette er viktigst å vite i henhold til oppgaven, og til tolkning av GARCH-analysene senere i oppgaven. Det tenkes at ustabil valutakurs fører til ustabilitet i priser, sysselsetting, lønn og produksjon og inntektene av produksjon. Dermed kan vi fastslå at denne ustabilitet allerede er tatt hensyn før i den opprinnelige tapfunksjonsligningen. Tapfunksjonsligningen er viktigst å tenke på til tolkning av GARCH-analysene til senere i oppgaven, og de andre ligningene er tatt med til forklaring for å hjelpe å skjønne de mulige faktorene som effekten til inflasjonsmålstyring kommer av.

Vi finner førsteordensbetingelsen for minering av tapfunksjonen fra 2.3 og får for lukket økonomi:

$$2.3.1 (\pi - \pi^*) \frac{d\pi}{di} + \frac{\lambda(y - y^*)dy}{di} = 0$$

For en åpen økonomi kan vi gjøre om 2.3.1 og få:

$$2.3.2 \frac{d\pi}{di} = -(y(a_1 + a_2) + \beta), \frac{dy}{di} = -(a_1 + a_2)$$

Den nye førsteordensbetingelsen blir da:

$$2.3.3 \pi = \pi^* - \frac{\lambda(a_1 + a_2)}{y(a_1 + a_2) + \beta} (y - y^*)$$

Ligningen 2.3.3 i sammenligning mot ligningen 2.4 er slakere, ceteris paribus, i en åpen økonomi. Dette er fordi en økning på rente fører til lavere inflasjon som deretter fører til sterkere valutakurs. I tillegg, lavere aktivitetsnivå i landet, lavere prisvekst på importsvarer og innenlandske varer. Effektene, eller transmisjonsmekanismen er som tidligere, utenom at det kommer en ekstra effekt av valutakursen, og utenlandske handelskanaler som gjør at sentralbanken kan tillatte en større produksjonsgap siden økonomien får mer igjen senere når inflasjonen stabiliseres. Dette muligens kan være årsaken, eller forklaringen til mulige «volatility clustering» i GARCH-analysene til senere i oppgaven, så vi kommer tilbake til dette senere i oppgaven.

Se (Røisland et al., 2005, s. 30) for løsninger og graph utledninger til Tapsfunksjonen.

2.2 Valutakurspolitikk mot inflasjonmålpolitikk

Valutakurspolitikk kan forklares som en politikk som har to nivåer ved seg. Den ene er at sentralbanken tar som et mål å forholde seg til valutakursen eller noe annet tilsvarende viktigheten til valutakursen. Et eksempel ville vært olje. Dette bygges det en modell rundt. Det andre nivået er vurderingen om fleksibel eller fast valutakurs, samt pengemengden. På denne delen av oppgaven, er det viktig å tenke «hvordan volatilitet ved valutakurspolitikk fungerer?» I forbindelse med spørsmålet, er det selvfølgelig mange faktorer som kunne drøftes. Noe som denne oppgaven ikke har muligheten til å få dekt over. Men høy volatilitet ved valutakurspolitikk vil ofte betyr at det er konsistent flytting av arbeidskraft, og eller resurser mellom bransjene som produserer innenlandske varer og tjenester til de bransjene som produserer utenlandske varer og tjenester. I henhold til (Rødseth, 2000, s. 330) kan lav volatilitet i den samlede etterspørselen i landet stabiliseres sektorvis ved høyere volatilitet ved bransjer rettet mot det utenlandske markedet. Med andre ord betyr det at realøkonomien blir avhengig på de utenlandske markeder som Norge har, som olje osv. På lang sikt er ikke dette et problem, siden det er meningen at en åpen økonomi skal fungere sånn. På kort sikt derimot, vil ikke det kunne skapes nok sjokk eller mot effekt til å stabilisere realøkonomien i tilfellet inflasjon. Denne mot effekten som skulle trenges tapes utenlandsk istedenfor.

Riøsland & Torvik (2004) forklarer at inflasjonsmål fungerer godt når det skjer sjokk på etterspørselssiden, og fungerer dårlig når det skjer sjokk på tilbudssiden. Videre forklarte artikkelen at den ene gangen inflasjonsmål fungerer på alle kanter, er når det skjer sjokk mot hele markedet i form av global finanskrise. I tillegg spesifiserer Riøsland et al.,(2004)

spesifikke faktorer som kan komme til spill i forbindelse med «traded and non-traded sectors» i realøkonomien. Noen av de faktorene kunne muligens slått hull i form av kritikk på mine GARCH-estimeringer til etterpå, men de blir likevel ikke faktorer som vi får dekt over i oppgaven. Konklusjonen til mine estimeringer ved GARCH viser til høyere betinget volatilitet ved etterspørselssiden ved at det blir positiv økning i den absolutte sammensatte verdien tilhørende variansen. I tillegg viser estimeringene til høyere betinget volatilitet ved reduksjoner i den absolutte sammensatte verdien tilhørende variansen ved tilbudssiden. Med andre ord, etterspørselssiden og tilbudssiden motvirker hverandre – Se drøftingen og konklusjonen tilhørende oppgaven for mer informasjon rundt dette.

Se Øistein Riøslund & Ragnar Torvik (2004) for informasjon rundt modeller og flere spesifiseringer for modellene.

3. Likheter og ulikheter - Datasettet

3.1 Datasettet

Datasett er hentet fra statistikkbanken, SSB for Nasjonalregnskapet - tabell 09171 og tabell 09175. Av tabell 09171 (produksjon og inntekt etter nærings, ujustert og sesongjustert) skal vi belyse samt jobbe med produksjon i basisverdi. Løpende priser i millioner. Vi vil sammenligne et datasett med hele næringslivet til Norge samlet til ett. Datasettet kaller vi for «alle næringer» i denne oppgaven. Den sammenlignes mot andre datasett tilhørende spesifikke sektorer. Spesifikke sektorer som er valgt er industri, fastland Norge, offentlig forvaltning, overnatting og servering, og rå olje & olje. Dette er gjort for å finne ut av datasettet med høyst konkurranse, og som sannsynligvis har flest variasjoner i datasettet sitt. I tillegg har vi datasett fra tabell 09175 (Lønn og sysselsetting etter næring, ujustert og sesongjustert). Av denne tabellen belyser vi lønn og sysselsetting, sesongjustert. Dette er for å finne ut om atferden til lønn og sysselsetting stemmer overens med de oppfatninger i del 2, nemlig oppfatninger i relasjon mot tilbudssiden. Også om det samsvarer med konklusjonen av datasettet produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet. Tidsserien tilhørende datasettet «produksjon og inntekt» løper kvartalsvis fra 1980 til 2022 tallet. Dette vil vi endre vi på i Stata, og da bruker vi tidsserien fra 1980 til 2018 tallet til den endelige analysen for problemstillingen min. Grunnen dette kan observeres i figurene 10 i vedlegget 2. Der ser vi en unaturlig mønsteratferd ved volatilitetene til datasettene, forårsaket av Covid-19. Påvirkningen fjerner vi ved å gjøre om slutten på tidsserien til 2018. Tidsserien til datasettet lønn og sysselsetting løper fra 1995 til 2018 tallet.

3.2 Definisjoner av variabler

I forbindelser med modifikasjoner og endringer utført i Stata programmet, er det foretatt følgende liste med variabler og definisjoner:

Variabel	Forklaring
Alle_næringer	Datasettet med alle produksjonen og inntekten til det norske næringslivet, slått sammen til ett variabel.
PBV_lope_priser	Produksjon i basisverdi. Løpende priser i (mill. kr) – Basisverdi er den verdien som produsenten sitter igjen med for ett produkt etter betalt skatter og avgifter (Statistisk Sentralbyrå, u.å.).
BPVB_lope_priser	Brutto produksjon i basisverdi. Løpende priser (mill. kr) – Brutto beregnes som produksjon minus produktinnsats. Den er i basisverdi, så avgifter og produktskatter er ikke med inkludert. (Statistisk sentralbyrå, u.å.). – Produktinnsats gjelder anvendt (forbrukte) ikke innkjøpte varer og tjenester. (statistisk sentralbyrå, u.a) – Dette med inkluderer lønnskostnader også, for de gjeldene tilfellene/forretningssektorene.
PBV_prosentendring	Produksjon i basisverdi. Volumendring fra samme periode året før (prosent) (Statistisk sentralbyrå, u.å.).
BPBV_prosentendring	Brutto produksjon i basisverdi. Volumendring fra samme periode mot året før, prosentvis (Statistisk sentralbyrå, u.å.).
dato	Variabelen for tidsserien, og den slutter ved det første kvartalet 2023.
Var_PBV_lope_priser	«Conditional variance, one step» av datasettet produksjon I basisverdi.
Var_PBV_prosentendring	«Conditional variance, one step» av datasettet produksjon I basisverdi. Volumendringer fra samme periode året før, prosentvis.

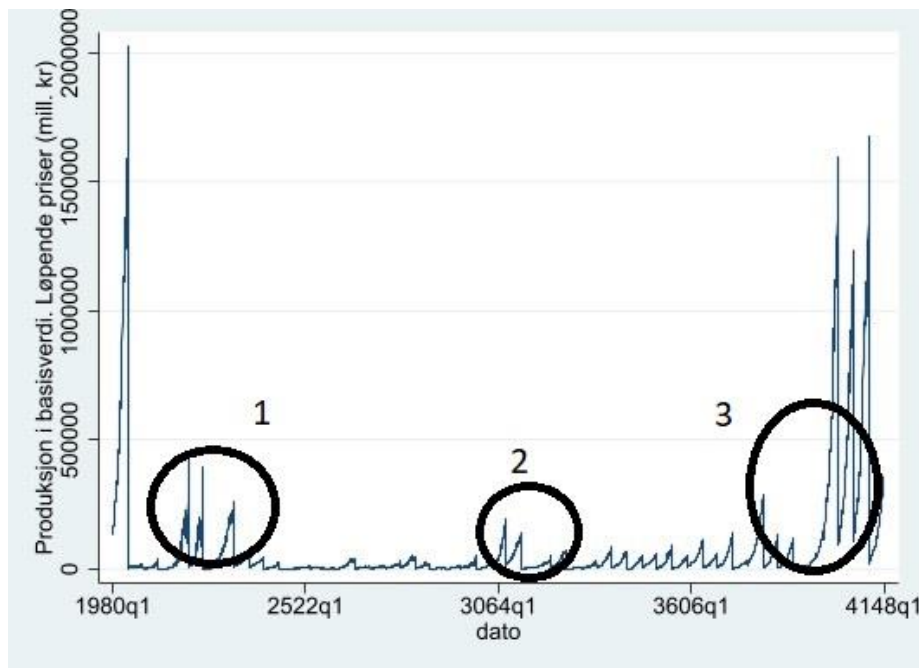
Etter2001	Dummy-variabel: =1 hvis datasettet er med inkludert og etter det andre kvartalet i 2001 tallet. Og variabelen = 0 hvis datasettet er før det andre kvartalet i 2001 tallet.
datotil2018	Variabelen for tidsserien som slutter ved det fjerde kvartalet i 2018 tallet.
Industri	Datasettet med kun data fra det norske næringslivet «industri»
Lønn	Lønn i næringslivet «industri», Norge. (mill. kr)
Lønn_prosentendring	Lønn. Prosentvis endringer fra samme periode året år, prosentvis. Norsk industri.
LS	Antall sysselsatte personer, Norsk industri.
LS_SJ	Antall sysselsatte personer – sesongjustert, Norsk industri.
LS_prosentendring	Antall sysselsatte personer. Prosentvis endringer fra samme periode året år (prosent)
LS_prosentendring_SJ	Antall sysselsatte personer - sesongsjustert. Prosentvis endringer fra samme periode året år (prosent)
Uhat_alle	Residualene fra en OLS regresjon av variabelen PBV_Lope_priser ved datasettet «alle næringer».
Uhat_indus	Residualene fra en OLS regresjon av variabelen PBV_Lope_priser ved datasettet «industri»
Diff_PBV_lope	Førstedifferansen til produksjon i basis verdi, løpende priser (mill) ved datasettet «alle næringer» og «industri»

Tabell 1 – Notat! Formel for residuaene fra OLS regresjonen er; $\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \Rightarrow y - \hat{y} = \hat{u}$ «Hat» på toppen står for predicted estimat.

3.3 Sammendrag av datasettene.

Som nevnt tidligere skal vi sammenligne datamaterialene mot hverandre for å finne ut av datasettet som, visuelt, viser seg mest riktig å bruke til mine GARCH-estimeringer. Dette antageligvis er en bedre fremgangsmåten enn å spekulere eller gjetter seg frem til datasettet som er best å bruke. Samtidig skal vi prøve å finne ut av grunnen til at datasettet er best å bruke til GARCH. For å finne ut av dette, valgte jeg først å gjøre en GARCH-estimering ved

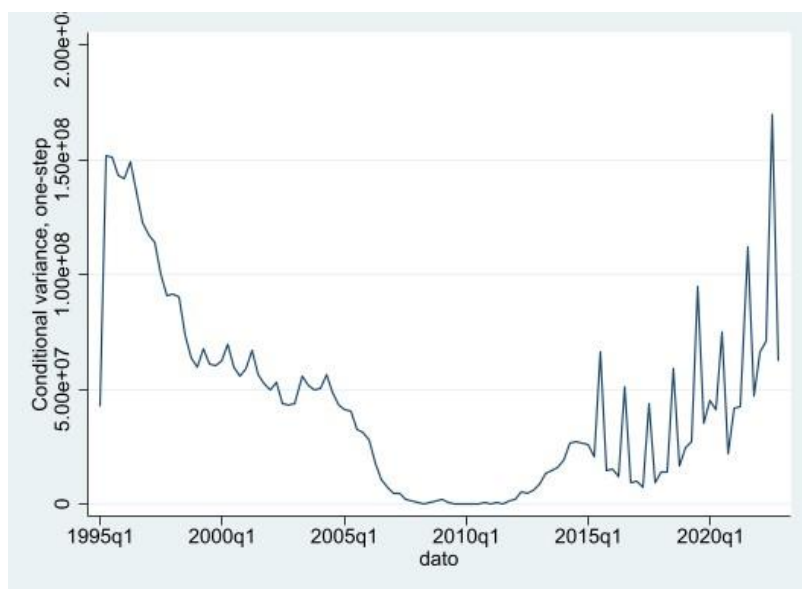
bruk av alt av data fra tabell 09171. Deretter lagde jeg en kurv ved variansen til denne GARCH-estimeringen – se figur 1.



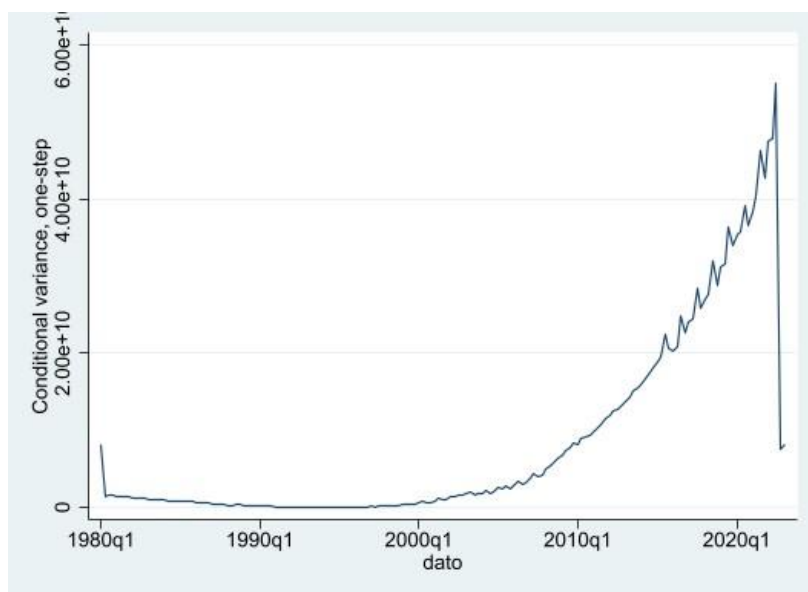
Figur 1 En tidsserie av variabelen *PBV_lope_priser* tilhørende hver næringssektor tilhørende Norge. Det viser til den absolutte volatiliteten til hver næringssektor – Figuren er laget ved bruk av GARCH, og det er hver for seg estimert betinget heteroskedastisitet tilhørende halvparten av hele det norske næringslivet.

Figur 1 viser produksjonen i basisverdi til halvparten av hele næringslivet til Norge, der estimeringen er utført for hver næringssektor, også slått sammen til ett kurv. Vi får derfor et årstall som varer fra og med 1980 til det første kvartalet i 4148 tallet. Jeg nevner på nytt at kurven ikke viser til hele datasettet. I utgangspunktet varer datasettet lengre enn 8000 tallet. Årsaken for kurven er at vi kan få finne av kurven de næringssektorene som har tilstrekkelige nok av volatilitet til å utføre GARCH-estimeringer med. Alternativet ville vært at vi prøver å gjette oss frem til hvilken av de næringssektorene som har tilstrekkelige nok av volatilitet til GARCH-estimeringer. Denne metoden for tidsserie er ikke særdeles relevant for oppgaven, siden tidsserien til datasettet ikke egentlig strekker til 4148 tallet. Det vil derfor være feil å bruke en tidsserie som varer såpass lenger. Av kurven, er det viktig å få med oss punktene 1, 2 og 3. De punktene viser frem sektorene i det norske næringslivet som har hatt tilstrekkelige nok av volatilitet mellom årene 1980 til 2023 tallet. Kvartalsvis tilsvarer årene mellom 1980 til 2023 tallet det samme som 173 kronologiske tellinger fra og med starten fra det første kvartalet i 1980. Dette vil kunne observeres senere i GARCH-estimeringene. Ved at vi sjekker de kronologiske tellingene mot rekkefølgene til de næringene inne på SSB (2022), finner vi ut at bransjen fisker og fangst er punkt 1, og punktet viser til høy volatilitet. Det høyeste punktet

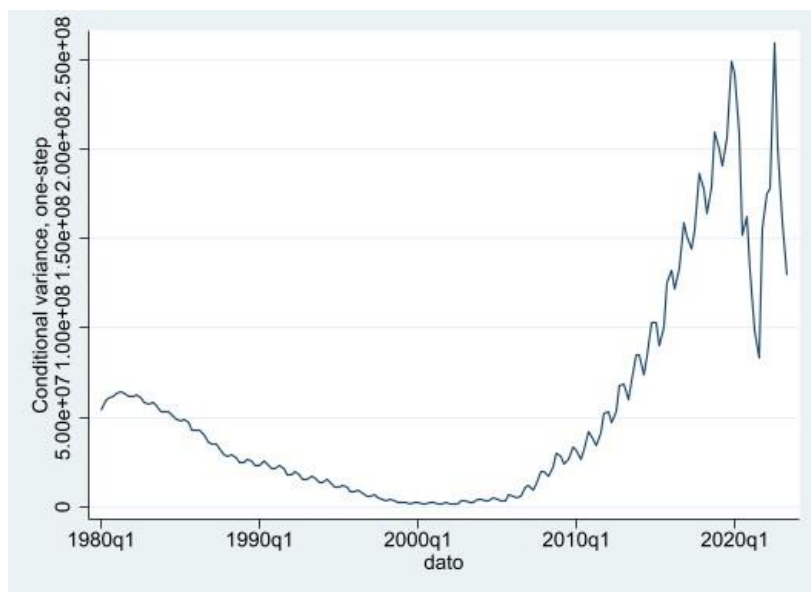
med volatilitet (ikke nummeret) som er ved starten i kurven er hele næringslivet til det norske næringslivet slått sammen til ett variabel/datasett. Datasettet kaller vi «alle næringer» i oppgaven. Punkt 2 og videre til punkt 3, og ut resten av kurven er norsk industri. Norsk industri viser til flest volatilitet, og til nest høyst volatilitet etter variabelen med alle næringer slått sammen til ett. For å sammenligne, tar vi også med kurver til andre sektorer som nødvendigvis ikke vises på figur 1.



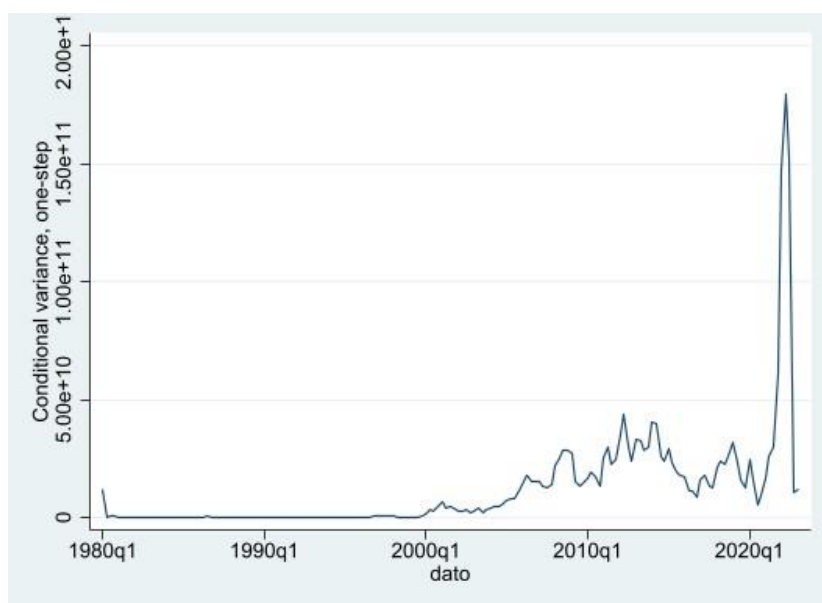
Figur 2.1 Variabelen PBV_lope_priser - Industri



Figur 2.2 Variabelen PBV_lope_priser - Offentlig forvaltning



Figur 2.3 PBV_lope_priser - Overnatting og servering

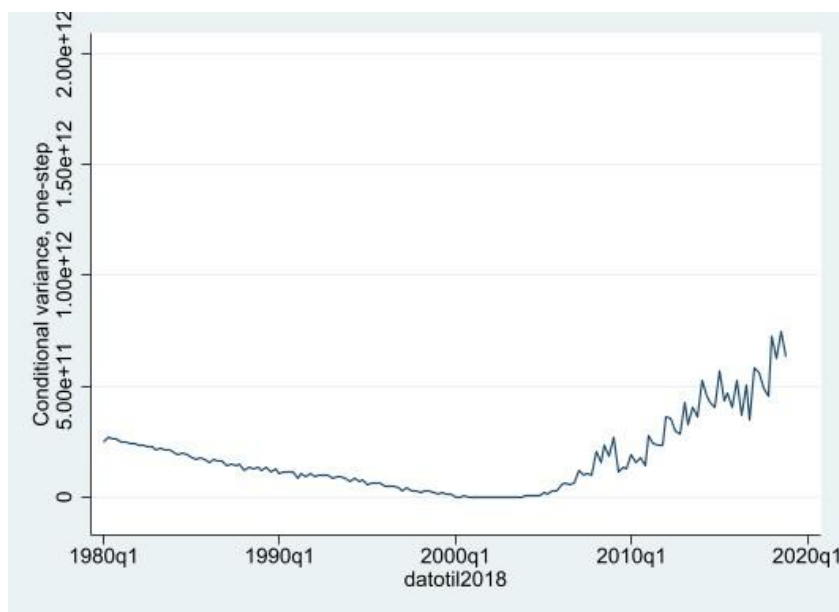


Figur 2.4 PBV_lope_priser - Rå Olje og Olje

Figurene 2.1, 2.2, 2.3, og 2.4 viser til tidsserier av variansen tilhørende variabelen PBV_lope_priser. Ved variansen viser det veksten i volatiliteten ved hvert datasett. Næringslivet tilhørende datasettet de viser til, står under vedrørende figur. Med andre ord - Estimert betinget heteroskedastisitet/variance ved bruk av GARCH.

Det kan observeres ved figurene øverst at variansen til de fleste næringssektorene tilhørende Norge ble flyktige etter 2001 tallet. Visuelt klarer vi å se ved figurene at sektorene overnatting og servering, rå olje, offentlig forvaltning, og industri begynte å vokse oppover i midten av årene 2001 til 2010 tallet. Voksende oppover rundt 2005 eller 2006 tallet for de fleste næringssektorene kan man anta, med basis på figurene. Dette er ca. 5 år frem i tid, etter

endringen til inflasjonsmål som pengepolitikk i Norge. I tillegg, ser denne observasjonen ut til å stemme overens med oppfatningene til Røisland et al., ved del 1 i oppgaven. Det også kan observeres visuelt at industri har flest volatiliteter. Videre ser vi en nedvekst i industrisektoren som varte frem til kvartalene etter 2005 tallet. Deretter ser vi at sektoren stabiliserte seg, før den startet med en oppvekst i midten 2010 til 2015 tallet. Dette gjør at datasettet «industri» blir bra som etterligningsdata for alle_næringer ved videre GARCH-estimeringer.



Figur 2.5 Variabelen *PBV_lope_priser* til datasettet *Alle_næringer*- estimert betinget/conditional variance/heteroskedastisitet ved bruk av GARCH (1,1).

Figur 2.5 viser til datasettet «alle næringer» som er hele det norske næringslivet slått sammen til ett datasett. Vi observerer at kurven har tilsvarende atferdsmønsteret som datasettet til norsk industri. Den viser til gradvis nedvekst ved lite volatilitet, og frem til 2005 tallet. Deretter en oppvekst ved vesentlige flere, og mere volatiliteter, og frem til de siste økonomiske kvartalene. Visuelt kan vi konkludere at datasettene industri og alle_næringer blir bra å bruke til GARCH-estimeringer. Men likevel er vi nødt å finne ut om kurvene er stasjonære. Dette finner vi ut av på del 4 i oppgaven.

4. GARCH-modellen

4.1. En auto regressive modell (AR), enhetsrot og stasjonaritet.

Som forklart på del 1, volatilitet kommer av sjokk i datasettene. Hvordan type sjokk ofte er uklart, og det kan være forskjellige. Legger også til at vi ser bort fra type sjokk i denne oppgaven. Viktigere er om det er tegn på enhetsrot i datasettet, for det betyr at sjokket som

inntreffer er permanent, og at produksjonen og inntekten til næringslivet vil ikke kunne returnere tilbake til den samme verdien som den langsiktige likevekten. Ved å observere figur 2.1 og 2.6 ser vi ofte at variansene vokser brått oppover og brått nedover. Samtidig ser vi en tydelig trend oppover som vi nesten kunne tegnet en rett linje gjennom trenden. Dette viser klart og tydelig at volatiliteten har en trend oppover som er uavhengig av de korte og varige sjokkene som inntreffer datasettet. Vi starter dermed med å forme en modell som tar til hensyn en trend:

4.1. $y_t = y_{t-1} + u_t$ - Vi legger til en konstant i ligningen og lager en trend.

4.2. $y_t = \mu + y_{t-1} + u_t$

Vi får dermed en utvikling I modell-ligningen som følge:

4.3. $y_t - y_{t-1} = \Delta y_t = \mu + u_t$

y_t = variabelen som er valgt til analyse

u_t = White noise – endringer og effekter som kan betraktes som tilfeldig.

μ = konstant

y_{t-1} = variabelen som er valgt, men med lag. Tallet 1 står for antall lag som er brukt.

Ligningen 4.1 viser til det som kalles for en «random walk» og bevegelsen til den er tilfeldig.

Ved å legge til μ får vi en konstant som skaper en trend, og gjør at ligningen utvikles til 4.2.

Ved ligningen 4.2 vet vi at – hvis $\mu > 0$ vil veksten til modellen vokser positivt på langsikt, eller i gjennomsnitt. Figurene 2.1 og 2.5 viser til nemlig dette, ved årene etter 2001 tallet.

Hvis $\mu < 0$ vil veksten være negativt på langsikt. Dette kan vi se visuelt er tilfellet, og frem til året 2001.

Deretter lager vi en enkel «Auto regressive» AR-modell som er stasjonært - dvs. uten enhetsrot:

4.4 $y_t = \mu + \varphi y_{t-1} + u_t$

Hvis $\varphi < 1$ betyr det at modellen er stasjonær – at sjokkene i modellen ikke er permanente og at den klarer å komme seg tilbake til den langsiktige trenden til datasettet.

4.2 Volatilitet: GARCH modellering.

I vanlig regresjon antar vi at «u» som står for feil i regresjonen er både konstant og har homoskedastisitet over tid. Homoskedastisitet vil si at feilene i regresjonsanalysene er homogene.

Dermed kan vi sette frem en modell som følge:

$$4.2.1 \quad y_t = \mu + \beta_1 x_t + u \quad \text{Der den forventet feilen} = E(u_t) = 0$$

Av $E(u_t) = 0$ kan vi definere den betinget variansen (conditional variance) som:

$$4.2.2 \quad \sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-1}, \dots)$$

For å lage modell til volatilitet trenger vi at variasjonen i variansen ikke er konstant. Dvs at minst en av parameterne i feilleddet «u» ikke er null/konstant. Dette gjør at vi får betinget heteroskedastisitet som ikke er homogen, men muligens voksende samt tilfeldig. Til dette behøver vi en auto regressive model (AR) som er liknende den som vi har ved ligningen 4.4. For så å lage en ARCH (Auto regressive conditional heteroscedasticity) med den.

Ligningen for betinget varians med heteroskedastisitet, og ved 1 lag ser ut som følge:

$$4.2.3 \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

Den generelle modellen til 4.2.3 blir uendret, men har flere laggs som følge:

$$\alpha_1 u_{t-1}^2, \alpha_2 u_{t-2}^2 \dots \dots n$$

Ved den generelle modellen for ARCH kan vi inkludere flere betingelser og lage en GARCH – modell (General auto regressive conditional heteroscedascity).

GARCH (1,1) med 1 lag:

$$4.2.4 \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

En generell modell som har flere laggs blir da en GARCH(p,q) der p og q kan være ubegrenset, etter behov.

Se Johansen (2021, forelesning. Volatility 1) for mer om Garch.

4.3 Modellen til oppgaven.

Til oppgaven bruker vi modellene:

$$4.2.4 \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Og

$$4.2.5 \sigma_t^2 = \exp(\alpha_0 + \gamma x_t) + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Variansligningen 4.2.5 er en utvidelse av 4.2.4. Den viser til hvordan Stata tar hånd for eksogene variabler ved at den slå sammen, i eksponentiell form, eksogeneren og konstantleddet til ett. Dette gjør at skift i konstantleddet ved eksogene effekter modelleres i Stata, og at eksogene kan ta hvilken som helst verdi i variansligningen, og likevel blir det sammensatte konstantleddet alltid positivt (Baum & Hurn, 2021, s. 309). Varianter for variansligninger med eksponenter ble først tatt til bruk i artikkelen av Daniel B. Nelson (1991). Og det gir matematisk mening i at variansligningen 4.2.5 kan gjøres om matematisk til variansligningen som følge:

$$4.2.5.1 \ln \sigma_t^2 = \exp(\alpha_0 + \gamma x_t) + \alpha_1 \ln u_{t-1}^2 + \beta \ln \sigma_{t-1}^2$$

Husk at vi har grunntallet e «euler» som er lik 2.71828.

Eksempelvis: Grunntallet «e» opphøyd med ett tall (som vi skal kalle for «k») er lik σ

Dette betyr:

$$e^k = \sigma$$

$$\sigma = \ln \sigma = \ln_e \sigma = e^k = k$$

$$k = e^k = \ln_e \sigma = \ln \sigma = \sigma$$

Stata tar antagelivis til bruk denne regelen, og gjøre om variansligningen med inkludert konstantleddet og eksogeneren til eksponent, for så å ha kongruens i estimeringen sin.

Apropos x_t på $\exp(\alpha_0 + \gamma x_t)$ som også kan skrives $\ln(\alpha_0 + \gamma x_t)$ - er x_t representant for dummy-en «etter2001». Den er med i modellen på grunn endringen ved den norske pengepolitikken i 2001 tallet. Mer informasjon om modellen 4.2.4 kommer i etterkant i oppgaven. Fra først av, må vi utføre en «Augmented Fickey-Fuller test» på modellen 4.2.4 for å teste for enhetsrot (stasjonaritet)

4.3.1 Augmented Dickey-Fuller Test

For å teste for stasjonariteten (enhetsrot) til modellen tar vi til bruk en «augmented Dickey-Fuller test». Vi begynner først med å lage en enkel Dickey-fuller modell ved ligningen 4.2.4 eller 4.4

$$4.4 \quad y_t = \mu + \varphi y_{t-1} + u_t \quad (\text{AR})$$

$$4.2.4 \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (\text{GARCH})$$

Jeg velger å bruke ligningen 4.2.4 for å ha kongruens, og uten 1 lag på «u» (error term som også kan kalles for feilledet).

Null hypotesen er at det finnes en enhetsrot i variansen. Dette kaller programmet Stata for «random walk». Og dette vil si ved ligningen 4.2.4 at $\beta = 1$ og at alternativet er $\beta < 1$

Vi skriver om ligningen 4.2.4 til:

$$4.2.4.1 \quad \Delta \sigma_t^2 = \alpha_0 + u_t^2 + (\beta - 1) \sigma_{t-1}^2$$

I ligningen kommer det frem at konstanten som vi får i β minus 1 kan brukes til å vite om modellen har enhetsrot eller ikke. I tillegg kan vi også bruke t og F-testen som vi får av regresjonen tilhørende ligningsmodellen. Stata bruker nemlig ligningsmodellen 4.2.4.1 og da observerer vi hypotesen ved å skjønne at null hypotesen er $(\beta - 1) = 0$ og alternativet er $(\beta - 1) < 0$. Se koeffisientene i vedlegg 2 for eksempler.

Hvordan den langsiktige likevekten beregnes forstås som $(\beta - 1) < 0$ og at σ er $\sigma^* =$

$$-\frac{\alpha_0}{(\beta-1)} \rightarrow \alpha_0 = -(\beta - 1)\sigma^*$$

Vi sier at $(\beta - 1) = \beta^*$ for å gjøre ligningen enklere. $\alpha_0 = -(\beta - 1)\sigma^* = -\beta^* \sigma^*$

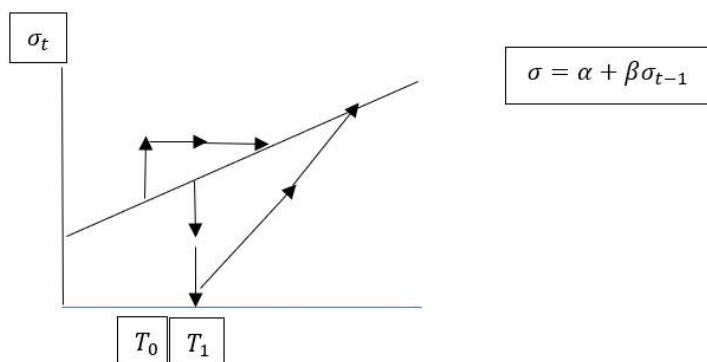
Da skriver vi om 4.2.4.1 til

$$4.2.4.1^* \quad \Delta \sigma_t^2 = -\beta^* \sigma^* + u_t^2 + (\beta - 1) \sigma_{t-1}^2 = \beta^* (\sigma_{t-1}^2 - \sigma^*) + u_t^2, \quad \beta^* < 0$$

For å teste om variansen er stasjonær, utfører vi en utvidet eller «augmented Dickey-Fuller test» ved flere lags, og som ser ut som ligningen 4.2.4.2:

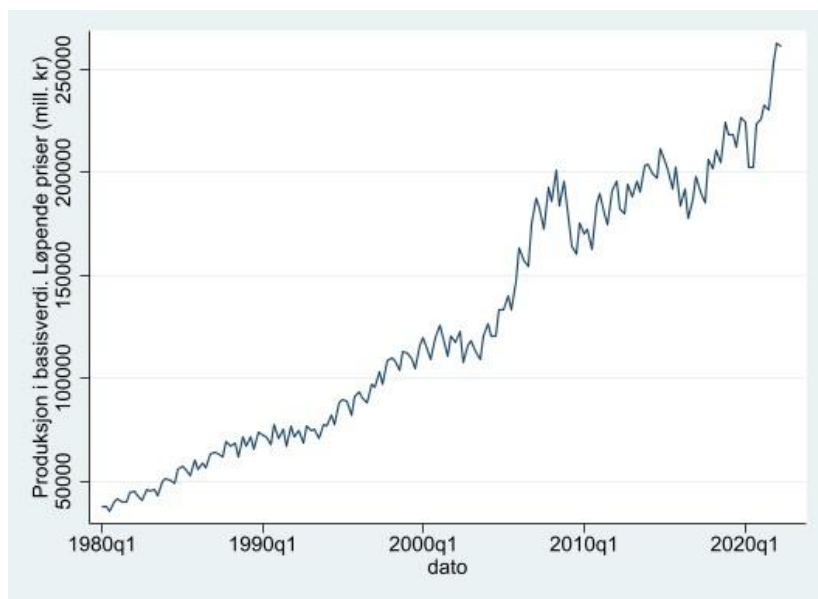
$$4.2.4.2 \quad \Delta \sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta^* \sigma_{t-1}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta \sigma_{t-i}^2 + u_t$$

Det kan observeres at $\Delta\sigma_t^2$ blir mindre enn 0 dersom en modell ved bruk av lags kommer med verdi som er over verdien til den langsiktige likevekten som er egentlig null i denne sammenheng. Og motsatt, altså $\Delta\sigma_t^2 > 0$ dersom den kommer med en verdi som er under den langsiktige likevekten null. Dette forklarer atferden «convergence» i datasettet. Nemlig at sjokket som skapes av inflasjonsmålstyring søker seg tilbake til den langsiktige likevekten til produksjonen og inntekten i det norske næringslivet. Jo større betingelse det er, jo raskere vil sjokket søke seg tilbake til likevekt. Jo mindre betingelse det er, jo treigere vil sjokket søke seg tilbake til likevekt. Sjekk den visuelle illustrasjon ved likevekten under:

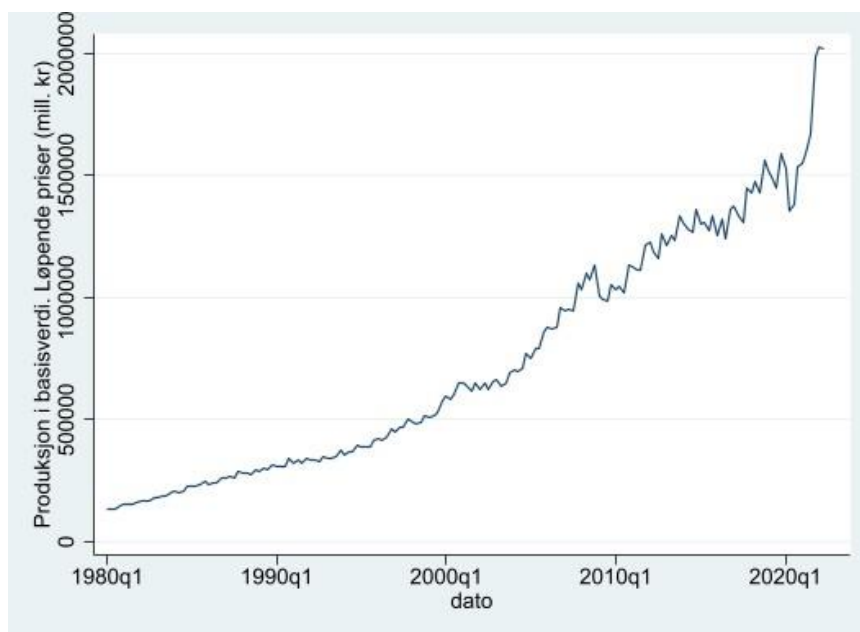


Figur 3 – Sjokk søker seg tilbake til den langsiktige likevekten

Atferdsmønsteret i figur 3 kan også observeres i tidsserie kurven tilhørende produksjonen og inntekten tilhørende datasettet «industri» og i datasettet «alle næringer». Se under:



Figur 3.2 tsline_vekst_industri



Figur 3.3 *tsline_vekst_alle næringer*

Figurene 3.2 og 3.3 viser variabelen *PBV_lope_priser* tilhørende hvert datasett. Den viser rett og slett utviklingen i produksjonen til det norske næringslivet. Av akkurat denne utviklingen vil det skyttes ut variansen, deretter ut volatiliteten. Det kan observeres en permanent trend oppover i motsetning til figurene på figur 2 som hadde tidsserier av bare variansen. Dermed kan en fatte at de figurene ved figur 2, viser kun til den absolutte veksten tilhørende bare variansen tilhørende datasettet.

Det større avviket på slutten av kurvene 3.2 og 3.3 skyldes covid-19 og tas ikke med til estimeringer samt analysene til etterpå. For å se estimeringer med de medregnet, sjekk 9.2 i vedlegg 2. Som nevnt tidligere ser vi ved kurvene en trend oppover. I tillegg ser vi, frem til 2000 tallet, at det var lite variasjoner i trendens bevegelse oppover. Dette endret veldig på seg mellom årene 2000 til 2020 tallet. Vi sjekker nå resultatene av «Augmented dickey-Fuller» testen for å bekrefte eller avkrefte om variansen vår har enhetsrot eller ikke. Skulle den vise seg til å ikke ha enhetsrot (stasjonær), vil vi kunne konkludere, og si at datasettene er godt tilpasset til bruk for GARCH-estimeringer siden sjokket i datasettet har «convergence/konvergens»

4.3.2 Fremgangsmåten, og resultatene ved Dfuller testene.

For å utføre testen, utfører vi først en vanlig OLS regresjon ved bruk av den hoved variabelen tilhørende datasettet som vi ønsker å utføre testen på. I denne oppgaven er denne variabelen *PBV_lope_priser*. I tillegg tar vi med tid som kontrollvariabel i regresjonen. Tiden i denne oppgaven er «datotil2018» som er tidsserien tilhørende oppgaven. Dette gjør at vi gjøre det slik at både *PBV_lope_priser* og *datatil2018* blir integrerte med hverandre. Deretter lager vi

en ny variabel av residuaene fra regresjonen tilhørende PBV_lope_priser og datotil2018. Disse variablene kalles vi for uhat_indus, uhat_alle, og uhat_LS_SJ i datasettet. Vi utfører en «augmented Dickey-Fuller test» på disse variablene og får resultatene under:

```
. dfuller uhat_indus
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 155
Variable: uhat_indus Number of lags = 0

H0: Random walk without drift, d = 0

Test statistic	Dickey-Fuller critical value			
	1%	5%	10%	
Z(t)	-4.314	-3.492	-2.886	-2.576

Mackinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0004.

Figur 4.1 Dfuller test på OLS residuale variabelen uhat_indus (Residualene fra OLS regresjonen av variabelen PBV_lope_priser tilhørende datasette industri og variabelen datatil2018 tilhørende datasettet industri – Sjekk i tabell 1)

Vi ser på figur 4.1 at tallet ved z(t) er større enn de kritiske verdiene ved 1 %, 5% , og 10% nivået. Dermed kan vi fastslå at variabelen PBV_lope_priser tilhørende datasettet «industri» er stasjonære.

En alternativ metode.

En annen måte å utføre testen på i Stata, er å bruke variabelen PBV_lope_priser, og uten, først, å ha skilt ut residuaene fra datasettet. Denne metoden oppfattes ikke like presis som den første metoden som var beskrevet øverst, men er like gyldig å bruke, siden avviket for feil blir også veldig minimalt. Det Stata gjør er at programmet tar til hensyn en trend som er deterministisk, også trekker Stata trenden ut av datasettet for så å justere de kritiske Dickey-Fuller verdiene. Fremgangsmåten og resultatet i Stata er som følge under:

```
. dfuller PBV_lope_priser, trend regress
```

Med denne kommandoen trenger ikke vi lenger å gjøre en OLS, finne ut av residuaene også gjøre en dfuller test. I stedet legger vi med «trend» i kommandoen, også avslutter vi med «regress» i kommandoen ved ønsker om visningen av alt av data tilhørende estimeringen.

```
. dfuller PBV_lope_priser, trend regress
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 155
Variable: PBV_lope_priser Number of lags = 0

H0: Random walk with or without drift

Test statistic	Dickey-Fuller critical value		
	1%	5%	10%
Z(t)	-4.297	-3.443	-3.143

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0032.

Regression table

D. PBV_lope_priser	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PBV_lope_priser L1.	-.2166105	.0504147	-4.30	0.000	-.3162146	-.1170064
_trend	267.2742	62.19955	4.30	0.000	144.3869	390.1615
_cons	5651.569	1714.37	3.30	0.001	2264.5	9038.639

Figur 4.2 *dfuller_indus_trend* - Variabel *PBV_lope_priser* tilhørende datasettet *industri*, også med *trend* tilhørende datasettet tatt hensyn for.

Vi ser ved figur 4.2 at koeffisienten ved *PBV_lope_priser*, og med «L1» (et lag), blir under null. Koeffisientstallet kom på -0.2166105. Gjør vi som i del 4.3.2 finner vi ut at $1 - 0.2166105 = 0.78339$. Tallet er mindre enn 1. Vi kan med både beregningen og med t-statikken bekrefte at datasettet tilhørende *industri* er stasjonært. Vi bearbeider og utfører også D-Fuller testen for datasettet *alle_næringer*, og for datasettet *sysselsetting & lønn* under.

H0: Random walk without drift, $d = 0$

	Test statistic	Dickey-Fuller critical value		
		1%	5%	10%
Z(t)	-1.055	-3.494	-2.887	-2.577

MacKinnon approximate p -value for Z(t) = 0.7325.

Regression table

D.uhat_alle	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
uhat_alle						
L1.	-.025994	.0246274	-1.06	0.293	-.0746868	.0226988
LD.	-.3099733	.0823018	-3.77	0.000	-.4726986	-.147248
L2D.	-.0676685	.0855989	-0.79	0.431	-.2369127	.1015757
L3D.	-.0002889	.0876481	-0.00	0.997	-.1735848	.173007
L4D.	.5131892	.0779608	6.58	0.000	.359047	.6673315
L5D.	.0005762	.0907691	0.01	0.995	-.1788905	.1800429
L6D.	-.1496029	.0903751	-1.66	0.100	-.3282905	.0290848
L7D.	-.3172578	.0885665	-3.58	0.000	-.4923696	-.142146
_cons	13.23802	2138.834	0.01	0.995	-4215.617	4242.093

Figur 4.3 Dfuller test av variabelen uhat_alle – Antall lags er 7.

Uhat_alle er variabelen, med OLS residualene tilhørende variabelen PBV_lope_priser og variabelen datatil2018 tilhørende datasettet alle_næringer. Dfuller test er utført med disse variabler – Se tabell 1 for variabler.

Ved datasettet med produksjonen og inntekten tilhørende hele det norske næringslivet, ser vi at vi får en z(t) (test statistic) som ikke er signifikant, hverken på nivået 1 %, 5%, eller 10%. Når det legges til 7 lags, ser vi på listen med lags (figur 4.3) at vi får signifikans ved den syvende lag. Ved at koeffisienten tilhørende t-testen kommer på -3.58, er den signifikant på alle nivåer for signifikans. Det gjør at vi kan anta at vi vil trenge tilsvarende 7 lags når vi utfører GARCH med datasettet «alle_næringer». Modellen blir dermed GARCH (1,7) og eller Garch(7,7). I tillegg, får vi en koeffisient ved $1 - 0.3172578 = 0.68274$. Koeffisienten viser til en sterkere konvergens mot den langsiktige likevekten, enn den vi får ved datasettet med Norsk industri. Kommandoen for figur 4.3 er som følge:

```
.dfuller uhat_alle, lags(7) regress
```

H_0 : Random walk without drift, $d = 0$

Test statistic	Dickey-Fuller critical value			
	1%	5%	10%	
Z(t)	-3.308	-3.523	-2.897	-2.584

Mackinnon approximate p -value for Z(t) = **0.0145**.

Regression table

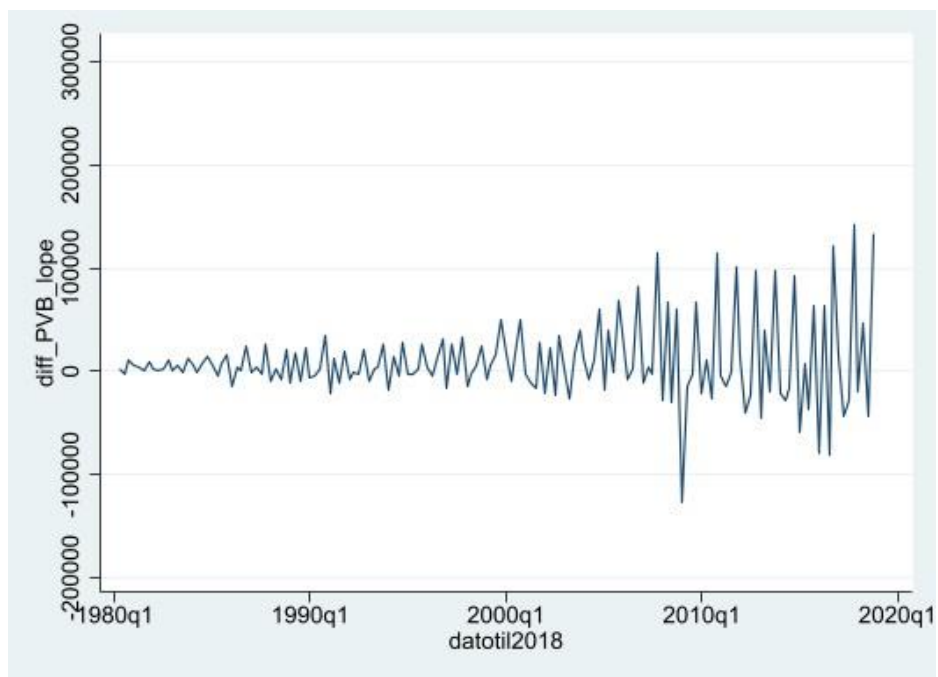
D.uhat_LS_SJ	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
uhat_LS_SJ						
L1.	-.080944	.0244704	-3.31	0.001	-.1295977	-.0322903
LD.	.2675595	.10055	2.66	0.009	.0676391	.4674799
L2D.	.3076052	.1030737	2.98	0.004	.102667	.5125433
L3D.	.1159433	.104862	1.11	0.272	-.0925503	.324437
L4D.	.1145826	.1038871	1.10	0.273	-.0919728	.321138
_cons	.0830721	.2280984	0.36	0.717	-.3704487	.5365929

Figur 4.4 D-fuller test ved residualene uhat_LS_SJ – Antall lags er 4

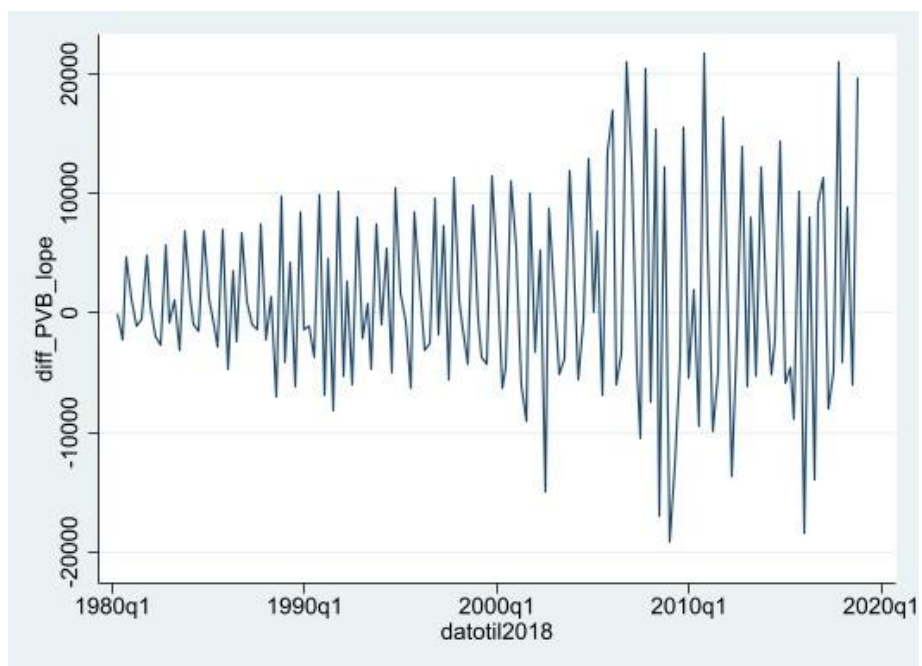
En Dickey Fuller test utført ved OLS residualene (Uhat_LS_SJ) tilhørende variabelen PBV_lope_priser og variabelen datotil2018 for datasettet med antall sysselsatte personer i det norske næringslivet, industri (sesong justert) – Antall lags er 4.

Dickey Fuller testen viste seg som ikke signifikant da testen ble utført uten lags. Vi får også konklusjonen om «ikke signifikant» når testen blir utført med en trend i kommandoen. I motsetning ser vi på figur 4.4 at testen viser seg til å være signifikant ved 1 til 2 lags med inkludert i testen. Vi burde kunne observere til senere hvordan dette påvirker GARCH-estimeringene ved datasettet sysselsetting og lønn.

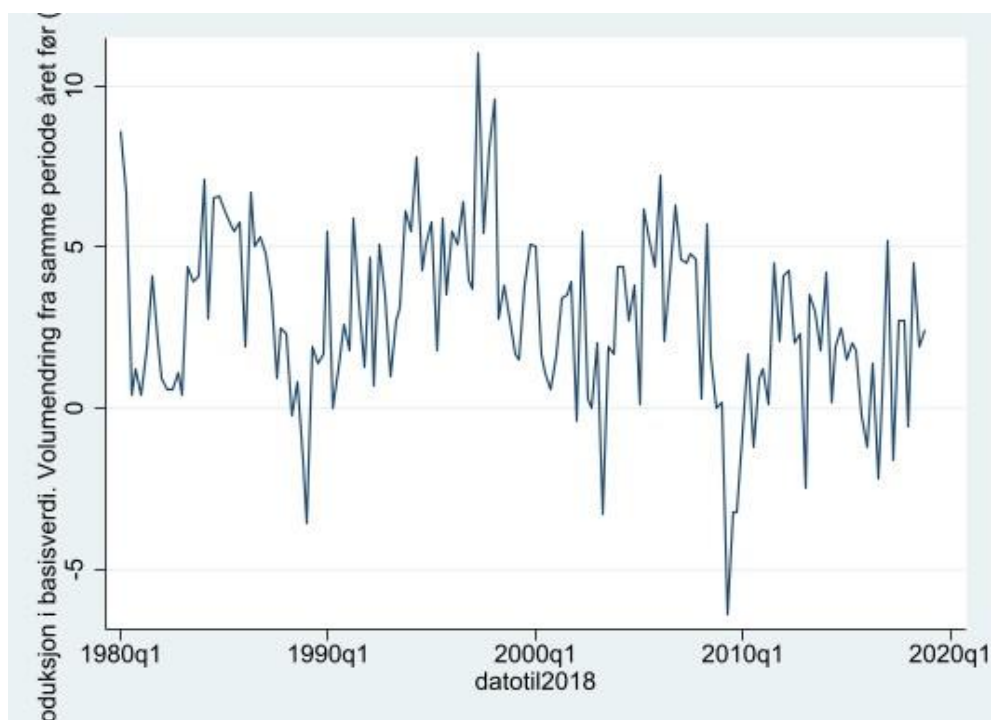
Oppfatningen om volatilitet er at den blir målt ved variasjonen i tidsserien. Mye av dette har blitt forklart ved del 4 i oppgaven, om hvordan lage en modell for serie korrelasjonen av den tidsforslående variansen ved datasettet. Vi ser ofte i tidsserier, perioder med høy volatilitet og perioder med lav volatilitet, og dette kalles ofte for «volatility clustering» (K. Johansen, 2021, forelesning. volatilitet 1). Nederst ser vi en visuell sammenligning mellom «volatility clustering» ved datasettet tilhørende industri og datasettet tilhørende alle næringer. Kurvene til sammenligning nederst kan lages på to måter som jeg vet om - Ved å ta differansen ved differansen i variabelen PBV_lope_priser tilhørende datasettet, eller ved at man tegner en kurv av tidsserien til datasettet «PBV_prosentendring».



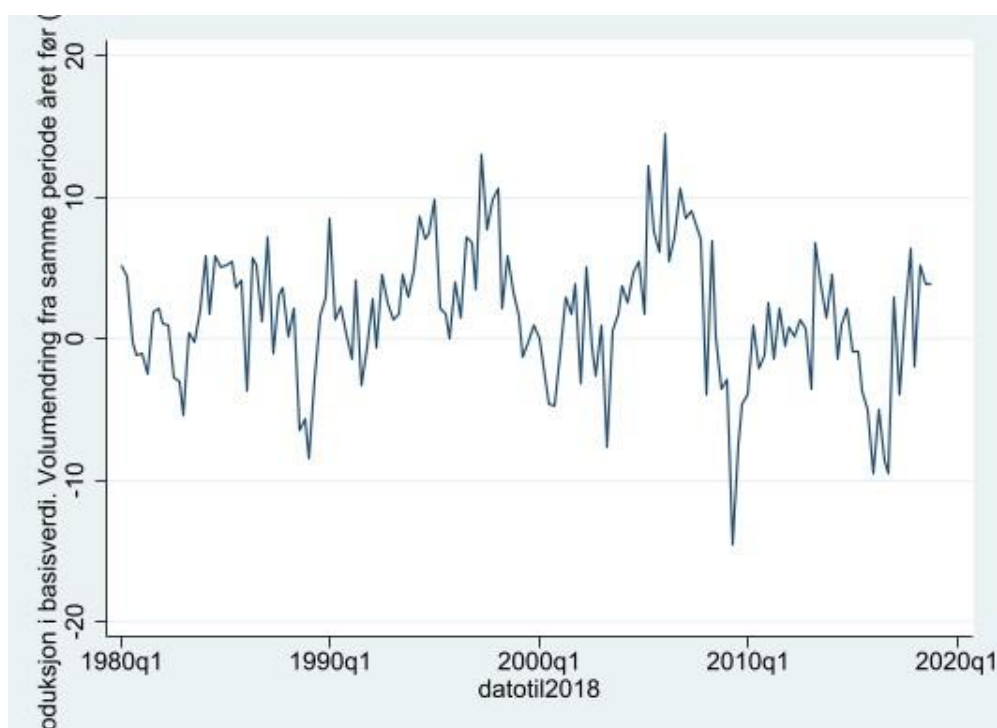
Figur 5.1 Volatility clustering av variabelen *diff_PVB_lope* (førstedifferansen av variabelen *PBV_lope_priser* tilhørende datasettet *alle_næring*)



Figur 5.2 Volatility clustering av variabelen *diff_PVB_lope* (førstedifferansen av variabelen *PBV_lope_priser* tilhørende datasettet *industri*)



Figur 5.3 Volatility clustering av variabelen PBV_prosentendring tilhørende datasettet alle næringer



Figur 5.4 Volatility clustering av variabelen PBV_prosentendring tilhørende datasettet industri

Variablene som er brukt ved figur 5.1 og 5.2 er Diff_PBV_lope (den første differansen til variabelen PBV_lope_priser tilhørende datasettet alle_næringer, og eller datasettet industri, i henhold til datasett som observeres) – Variablene som er brukt ved figur 5.3 og 5.4 er PBV_prosentendring tilhørende datasettet alle_næringer, og eller datasettet industri, i henhold til datasett som observeres – Se tabell 1 for mer informasjon.

Kurvene ved figur 5.1, og til figur 5.4 viser til volatiliteten i industri sammenlignet mot alle næringer. Forskjellen mellom figur 5.3 og 5.4 mot 5.1 og 5.1 er at de to først nevnte bruker datasettet med volumendring i prosent, og fra samme periode året før. Mens figurene 5.1 og 5.2 tar den første differansen i datasettet ved variabelen med produksjon i basis verdi. Løpende priser i mill. (PBV_lope_priser). Vi kan i figurene 5.1 og 5.2 ser at datasettet (produksjon og inntekt) har blitt større siden 2000 tallet. Dette kan antas å være på grunn av den voksende trenden som kommer av renter og betinget inflasjon, i tillegg andre faktorer som teknologi, menneskelig kapital osv. De faktorer er ikke til fokus i denne oppgaven, og den legger vi ingen vekt på.

5. Empirisk analyse

5.1 GARCH - Justert modell 2

Husk fra del 4.2 modellen til ARCH

$$4.2.3 \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 .$$

I tillegg GARCH modellene 4.2.4 og 4.2.5.

$$4.2.4 \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

$$4.2.5 \sigma_t^2 = \exp(\alpha_0 + \gamma x_t) + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Ligningen 4.2.5 er en GARCH-modell med dummy $\gamma x_t = 1$ hvis dataene er hentet etter 2001 tallet og 0 hvis dataene er hentet før 2001 tallet.

I forkant til å kunne vise til GARCH-estimeringer, vil Stata først utføre og vise til en ARCH-estimering. Vi vil derfor få med oss resultatene til ARCH estimeringene i tillegg til estimeringene til de to GARCH-modellene, 4.2.4 og 4.2.5. Som forklart analytisk på del 4, GARCH-modellen tillater for mindre parametere samtidig som den gjør det mulig å estimere uendelige beregninger for ARCH analyser ved ett modell. Det vil si det som er signifikant ved en ARCH-modell, ikke nødvendigvis er signifikant ved en GARCH-modell. Vi begynner med modellen ved ligningen 4.2.5, og kaller den for modell 2.

Som nevnt ved del 1.2, er problemstillingen til oppgaven om å finne ut om det med kommer betinget heteroskedastisitet i produksjonen og inntekten til det norske næringslivet. På grunn den endringen ved pengepolitikken i 2001 tallet. For å finne ut av dette tok vi til bruk to justeringer i modellen 2. Det første var å bruke dummy-en «etter2001». I Stata er det slik at

programmet bruker kommandoen HET (dummy-variabelen) i tillegg til ARCH kommandoen for å ta med dummy-en til beregning ved estimeringer. I det statistiske programmet Stata er det også slik at eksogene variabler legges til i modellen ved at de legges sammen med konstanten og i formen eksponent. Sjekk ligningen 4.2.5 for bekreftelse. Dette gjør at variabelen x_t holder seg i den sammen regressive linjen som resten av modellen. Vi tok også til bruk kommandoen VCE som gjøre om estimatoren til en «robust» estimator. Før vi sier mer om kommandoen VCE er det lurt å vite litt om hvordan Stata estimerer parameterne til en GARCH-modell.

$$5.1.1 \text{ LOG } L = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{n}{2} \log(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \quad (\text{K. Johansen, 2021, F. maximum likelihood})$$

Ved ligningen 5.1.1 antar vi en enkel og homogen modell for regresjon. Ved ligningen

$$5.1.2 y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$$

Minimerer vi «squared sums» tilhørende den enkle modellen for regresjon ved at vi maksimere LOG L i henhold til β_0 og β_1 . Slik får Stata estimatoren for β_0 og β_1 . For å finne ut hvordan Stata beregne estimatoren for variansen ved en GARCH-modell tar vi til bruk ligningene fra (Johansen, 2021, F. Maximum likelihood) – Vi sier at $\hat{u}_i = y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i$ også skriver vi om 5.1.1 og får:

$$5.1.3 \log L (\beta_0, \beta_1, \sigma^2) = -\frac{n \log(2\pi)}{2} \log(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\hat{u}_i)^2$$

Vi maksimerer 5.1.3 i henhold til variansen σ^2 og får den første betingelsen:

$$5.1.4 \frac{\partial \log L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2} \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{2} \frac{1}{(\sigma^2)^2} \sum_{i=1}^n (\hat{u}_i)^2 = 0$$

Fra ligningen 5.1.4 kan vi gjøre om, og får ligningen 5.1.5 for den «maximum likelihood» estimatoren til variansen tilhørende feilleddet " u_i " i modellene:

$$5.1.5 n\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{u}_i)^2 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{u}_i)^2$$

Hatten på toppen av ikonet står for forutsagt. Eksempel, den forutsagte variansen.

Metoden forklart øverst kalles for «maximum likelihood» og brukes av Stata for å estimere parameterne til kompliserte modeller som GARCH og ARCH-modellene. Sjekk gjerne

(Brooks, vedlegg. 9.1) for mere informasjon om selveste formen for estimeringen (maximum likelihood).

Tanken ved metoden ML-estimatoren (Maximum likelihood) tilsier at vi maximerer muligheten for å få et visst resultat ved å maximere parameteren som maximerer ligningsmodellen. Med den i tanken, har vi enda et problem som vi må muligens ta hensyn til ved GARCH-estimeringen. Problemet er nemlig gaussisk feil. En Gaussisk feil, enkelt forklart, betyr at vi ikke får en normal fordeling i feilledet tilhørende modellene. Dette er fordi vi enten har for lite data til estimering, eller har for mange faktorer til estimering som kan føre til at programmet går tomt for data minne. I noen av de tilfellene kan det bli lurt å gjøre om datasettet vi har til å bli vesentlig mer «robust» (større), sånn at det blir normal fordeling i feilledet. Takket for at det er slik er selvfølgelig takk til «the law of large numbers», og dette utfører vi i Stata ved bruk av kommandoen «VCE». Analytisk fungerer den slik:

$$5.1.6 H(\theta) = T^{-1}H^{-1}(\theta)J(\theta)H^{-1}(\theta)$$

Der θ er slik at alle parameterne til modellen er samlet i en vektor θ . Og $H(\theta)$ er den andre deriverte til log funksjonen 5.1.1. Mens $J(\theta)$ blir produktet liggende utenfor vektor matrisen som har alle de partielle deriverte samlet til ett skalar funksjon (Baum et al, 2021). I henhold til Baum et al., får vi:

$$H(\theta) = \frac{1}{T} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial^2 l_t}{\partial \theta \partial \theta}, \quad J(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{\partial l_t}{\partial \theta} \frac{\partial l_t}{\partial \theta}$$

For å ha samsvar med log-ligningen 5.1.1 kan begge ligninger skrives om til:

$$H(\theta) = \frac{n}{T} = \sum_{i=1}^T \frac{\partial^2 \sigma_t^2}{\partial \theta \partial \theta}, \quad J(\theta) = \frac{n}{T} \sum_{i=1}^T \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \theta} \frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \theta}$$

Baum et al.,(2021) belyste at Stata bruker ligningen 5.1.6 ved bruk av kommandoen ARCH. I tillegg er avviket (standard error) beregnet i Stata, ved at Stata beregner både den første deriverte og den andre deriverte tilhørende log-ligningen 5.1.1.

5.1.1 Resultatene til Justert modell 2 – Alle næringer.

```

. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vsquish nolog
ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity
Sample: 1980q1 thru 2018q4      Number of obs   =      156
                               Wald chi2(.)           =          .
Log likelihood = -2171.047      Prob > chi2      =          .

```

PBV_lope_p~r	OPG		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
PBV_lope_p~r _cons	637080	7081.6	89.96	0.000	623200.4	650959.7
HET etter2001 _cons	18.88818 .6430316	1.024761 .	18.43 .	0.000 .	16.87968 .	20.89667 .
ARCH arch L1.	1.134649	1.050963	1.08	0.280	-.9252008	3.194499
garch L1.	-.0964911	.8299152	-0.12	0.907	-1.723095	1.530113

Bilde 6.1 GARCH ved tidsserien til året 2018 – Datasettet alle næringer, og med Dummy i variansligningen.

```

. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity
Sample: 1980q1 thru 2018q4      Number of obs   =      156
                               Wald chi2(.)           =          .
Log pseudolikelihood = -2171.047      Prob > chi2      =          .

```

PBV_lope_p~r	Semirobust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
PBV_lope_p~r _cons	637080	3754.043	169.71	0.000	629722.2	644437.8
HET etter2001 _cons	18.88818 .6430316	.6416292 .	1.00 .	0.316 .	-.6145386 .	1.900602 .
ARCH arch L1.	1.134649	.1335268	8.50	0.000	.8729415	1.396357
garch L1.	-.0964911	.1177603	-0.82	0.413	-.3272972	.1343149

Bilde 6.2 GARCH ved tidsserien til året 2018 - Datasettet alle næringer med både Dummy og kommandoen VCE (robust). Bildene 6.1 og 6.2 er begge GARCH utført med tidsserie til 2018. De estimeringene er med tidsserien justert til slutten av 2018 tallet. Tidsserien tilhørende datassetet gjelder ikke til kvartalet i 2022, slik datassetet opprinnelig var da de ble hentet fra databasen tilhørende SSB.

I bilde 6.1 ser vi at dummy-en «etter2001» viser seg til å være relevant på alle nivåer. I motsetning vises ARCH og GARCH som ikke relevant. Dette i utgangspunktet betyr at vi har fått bekreftet at inflasjonsmålstyring skaper heteroskedastisitet (betinget varians) ved produksjonen og inntekten til det norske næringslivet. Men vi får blankt på _cons ved bilde 6.1. I tillegg ser vi ved bilde 6.2 at vi får også blankt på dummy-en «etter2001» når vi prøver regresjonen med både dummy-en og kommandoen VCE. Jeg har sjekket hos FAQ til Stata, og det er fortsatt uklart for meg hva som kan være årsaken til dette, men et av forslagene som jeg har funnet er som følge – at vi ikke har tilstrekkelige nok av data ved datasettet alle_næringer til å utføre en GARCH med solide resultater – Dette kan faktisk stemme, siden vi har på del 4 ved figur 4.3 sett at vi ikke oppnår stasjonaritet i datasettet «alle_næringer». Vi ser at vi oppnår stasjonaritet kun ved den syvende lags. Jeg hadde håpet på å rette opp i dette ved å gjøre datasettet robust med kommandoen «VCE», men endte fremdeles opp med uklare resultater. At vi får et positivt fortegn ved HET (etter2001) betyr at det har vært høyere volatilitet i variasjonen til produksjonen og inntekten i næringslivet etter det andre kvartalet i 2001 tallet. Men den konstante koeffisienten under dummyen er uklart ved GARCH-modellen. Vi er dermed nødt å finne om en annen GARCH-modell tilpasser datasettet «alle_næringer» bedre. Vi vet fra Dickey-Fuller testen at en GARCH-modell med 7 lags er et bra alternativ. Vi kunne også prøvd og bli vesentlig mer presis med valg av GARCH-modell. Ved bruk av «Akaike's and Schwarz's bayesian information criteria», AIC og SIC for å finne ut av best GARCH-modell ved datasettet. Presis bruk av AIC og SIC viste seg til å være for kravstor for både meg, og maskinvaren tilhørende meg, fordi den krever at programvaren utfører ulike kombinasjoner av GARCH - GARCH (1,1), GARCH (1,2)....., GARCH (2,1), GARCH (2,2)....., GARCH (3,1).....n, osv, mot hverandre for så å finne ut av den kombinasjonen som blir den beste GARCH-modellen. Dessverre, får ikke jeg gjort dette, men et eksempel for kommando til hvordan prøve seg på dette står med i vedlegg, ved illustrasjon 5.1.1, vedlegg 3. Det jeg gjør er å starte med å utføre en GARCH (1,1), også utfører modellene tellende oppover til en GARCH (7,7). Av de muligens syv utførte GARCH-modellene velger jeg den med lavest verdi for AIC og SIC samt den med signifikans på de variablene som er relevante for oppgaven.

Ved datasettet «alle_næringer» kommer det opp «convergence not achieved» som tyder på at datasettet ikke er bra tilpasset for å utføre en GARCH. Dette også kan tyde på at stasjonaritet ikke er oppnådd ved datasettet. Etter utførelser av alle forsøkene ved bruk av justert modell 2, kommer dummy-en «HET (etter2001)» og «VCE» best ut ved GARCH (1,1). De har den

lavest verdi ved både SIC, og AIC mot GARCH-modellene ved GARCH (6,6), og GARCH (7,7) som kom nest best. Modellen ved (2,2), (3,3), (4, 4), og (5,5) kom ut med feilmeldinger, og kunne ikke utføres av Stata.

GARCH-modell – Alle næringer.	AIC	SIC/BIC	Log Likelihood
GARCH (1,1) m. dummy	4350.094	4362.293	-2171.047
GARCH (7,7) m. dummy	4371.215	4383.415	-2181.608
GARCH (6,6) m. dummy & VCE	4376.418	4391.667	-2183.209
GARCH (7,7) m. dummy & VC	4371.215	4383.415	-2181.608
GARCH (1,1) m. dummy & VCE	4350.094	4362.293	-2171.047

Tabell 2: Informasjonskriteriene.

Vi ser ved tabell 2 at GARCH (1,1) med dummy-en (etter2001) og GARCH (1,1) med inkludert «VCE» og dummy-en er de to modeller med «best fit», altså er best. Men resultatene ved de to modellene viser til at ARCH er den eneste signifikante ved modellene. Ved GARCH (7,7) med inkludert dummy og «VCE» får vi resultatet at både dummy-en (etter2001) og GARCH (betinget varians) er sterkt signifikant på alle nivåer – Sjekk bilde 6.3.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(7) garch(7) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

```
Sample: 1980q1 thru 2018q4                Number of obs   =    156
                                           Wald chi2(.)    =      .
Log pseudolikelihood = -2181.608          Prob > chi2     =      .
```

PBV_lope_p~r	Semirobust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
PBV_lope_p~r _cons	474420.8	16532.29	28.70	0.000	442018.1	506823.5
HET etter2001 _cons	22.39787 3.138819	.3083008 .	72.65 .	0.000 .	21.79361 .	23.00213 .
ARCH arch L7.	-.0069293	.1730228	-0.04	0.968	-.3460478	.3321892
garch L7.	.7506863	.1255586	5.98	0.000	.5045959	.9967768

Bilde 6.3 GARCH ved datasettet «alle_næringer» - Den er utført med 7 lags (L7), med inkludert dummy & «VCE»

Bilde 6.3 viser til at GARCH (betinget varians) er signifikant – At det finnes betinget heteroskedastisitet i variansen tilhørende datasettet «alle_næringer». Den også viser til at dummy-en (etter2001) er signifikant, og at det blir mere volatilitet i variasjonen til produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet på grunn inflasjonsmålstyring. Til tross dette viser modellen på bilde 6.3 seg til å være en dårlige GARCH-modell enn GARCH-modellen på bilde 6.2. Årsaken for at det har kommet frem slik, kan skyldes «trenden» fra tidligere. Dette kommer opp igjen, til senere tidspunkt i oppgaven, så vi vil stå over den i øyeblikket. Diskusjoner ved denne observasjonen kunne også tas til kritikk til senere anledninger, gjeldende vedkommende som skulle lese denne oppgaven.

5.1.2 Resultatene ved Justert modell 2 – Industri.

For å komme frem til et vesentlig mer solid resultat angående rentestyring, samt for å få vite hvordan den nye pengepolitikken har påvirket volatiliteten til produksjonen og inntekten til det norske næringslivet, valgte jeg å jobbe med enda et datasett. Dette var gjort i håp for å ha noe å sammenligne resultater mot. I tillegg muligheten til å få bruke et datasett av det norske næringslivet som antageligvis kunne vise til en høy konkurranse nivå i næringssektoren. Det ble påvist på del 3 (datasettet), og ved del 5 (Dickey-Fuller testen) at datasettet «industri» er et vesentlig bedre datasett til å utføre GARCH-estimeringer med. Til tross for dette valgte jeg

allikevel først å prøve med datasettet «alle næringer» tilhørende Norge for å sjekke om problemstillingen min stemmer overens med noen av de oppfatningene tilhørende ekspertene. Datasettet med norsk industri er en vesentlig mindre og snevet datasett i motsetning til datasettet «alle næringer» tilhørende Norge. Det vil si mindre støy, og dermed tenker jeg at datasettet industri blir best å bruke ved behov for prognose. For eksempel en prognose om de mulige påvirkningene som kan falle det norske næringslivet ved flere tiår med inflasjonsmålstyring som pengepolitikken for Norge.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
 Log likelihood = -1863.912 Wald chi2(.) = .
 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p~r	OPG		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
PBV_lope_p~r _cons	111452.7	1000.285	111.42	0.000	109492.2	113413.2
HET						
etter2001 _cons	1.023954	1.295512	0.79	0.429	-1.515203	3.563111
	16.70777	1.057489	15.80	0.000	14.63513	18.78041
ARCH						
arch L1.	1.152558	.5192672	2.22	0.026	.134813	2.170303
garch L1.	-.0990315	.2165667	-0.46	0.647	-.5234944	.3254313

Bilde 6.4 GARCH med tidsserien frem til året 2018 – Datasettet er Industri, og estimeringen er utført med dummy.


```

. arch PBV_lope_priser, arch(5) garch(5) het(etter2001) vsquish nolog
ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity
Sample: 1980q1 thru 2018q4           Number of obs   =       156
Log likelihood = -1875.846           Wald chi2(.)    =       .
                                      Prob > chi2     =       .

```

PBV_lope_p~r	OPG					[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.	z	P> z			
PBV_lope_p~r _cons	108739.2	1658.795	65.55	0.000	105488	111990.4	
HET							
etter2001 _cons	2.219578	1.146351	1.94	0.053	-.0272283	4.466384	
	17.16754	1.045705	16.42	0.000	15.118	19.21709	
ARCH							
arch L5.	1.083196	.3657692	2.96	0.003	.3663019	1.800091	
garch L5.	-.036003	.1444651	-0.25	0.803	-.3191493	.2471433	

Bilde 6.5 GARCH med tidsserien frem til året 2018 – Industri_D_L5

Bindestreken under viser til relasjon mellom ordene – GARCH utført med tidsserie frem til året 2018, ved bruk av datasettet industri med inkludert dummy-en (etter2001). Ved bindestrek til L(n) betyr det med inkludert lags, og «n» med eller uten parentes står for antall lags.

Modellen med datasettet industri, ved tabell 6.4 med inkludert dummy-en “etter2001” viser til å være signifikant på bilde 6.5 ved det femte lagget. Meste parten av signifikansen ved det betinget variasjonen som var ved ARCH og GARCH på bildet 6.4 ser ut til å ha kommet av datasettene som var fra og med andre kvartalet i 2001 tallet. Dette kan tenkes av at koeffisienten ved dummy-en kan observeres til å ha blitt større og mere signifikant mens de andre fikk en mindre koeffisient samt signifikansnivå ved modellen med fem lags (bilde 6.5). Vi så i datasettet «alle_næringer» at vi får signifikans ved dummy-en «etter2001» etter det første lagget. Signifikansen viser seg også til å være signifikant ved alle signifikansnivåer. På datasettet med bare industrier får vi signifikans ved det femte lagget tilsvarende observasjonen fra bilde 11.2 (sjekk apendix/vedlegg modell 1 – GARCH-modellen med datasettet alle_næringer, og uten dummy-en «etter2001» i modellen). Dette viser at det muligens kommer større lagg i datasettet ved estimeringer som ikke har med dummy-en, og spesifikt ved årene etter 2001 tallet.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(2) garch(2) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
 Wald chi2(.) = .
 Log pseudolikelihood = -1868.234 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p~r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_p~r _cons	112537.9	3101.377	36.29	0.000	106459.3	118616.4
HET						
etter2001	.9703137	.8224561	1.18	0.238	-.6416706	2.582298
_cons	16.72221	.4968237	33.66	0.000	15.74846	17.69597
ARCH						
arch L2.	.8460259	.0740042	11.43	0.000	.7009804	.9910714
garch L2.	.1707883	.0494719	3.45	0.001	.0738252	.2677514

Bilde 6.6 Variablen PBV_lope_priser - GARCH_2018: Industri_D_robust_L2

```
. arch PBV_lope_priser, arch(5) garch(5) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
 Wald chi2(.) = .
 Log pseudolikelihood = -1875.846 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p~r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_p~r _cons	108739.2	2258.198	48.15	0.000	104313.2	113165.2
HET						
etter2001	2.219578	.9419973	2.36	0.018	.3732972	4.065859
_cons	17.16754	.9993333	17.18	0.000	15.20889	19.1262
ARCH						
arch L5.	1.083196	.0760162	14.25	0.000	.9342073	1.232185
garch L5.	-.036003	.0527961	-0.68	0.495	-.1394814	.0674753

Bilde 6.7 Variablen PBV_lope_priser - GARCH_2018: Industri_D_robust_L5

GARCH-estimeringer med tidsserien frem til 2018 tallet. I tillegg er estimeringene utført med kommandoen «VCE» for å gjøre estimeringen robust.

Ved modellen med dummy-en «etter2001» og forstørrelsen «VCE (robust)» ser vi at ARCH og GARCH (at det finnes betinget variasjon i produksjonen og inntekten) blir relevante etter

det andre lagget. I tillegg, ser vi at dummy-en blir relevant etter det femte lagget. Den sist nevnte observasjonen er vesentlig konsistent, og viser til en virkningsfull lagg periode mellom 5 til 7 år ved de fleste GARCH-estimeringene av datasettene industri og alle_næringer.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

```
Sample: 1980q1 thru 2018q4          Number of obs   =       156
                                Wald chi2(.)       =         .
Log pseudolikelihood = -1863.912    Prob > chi2      =         .
```

PBV_lope_p~r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_p~r _cons	111452.7	5980.664	18.64	0.000	99730.83	123174.6
HET						
etter2001 _cons	1.023954	.6389097	1.60	0.109	-.2282858	2.276194
	16.70777	1.472133	11.35	0.000	13.82244	19.5931
ARCH						
arch L1.	1.152558	.0548619	21.01	0.000	1.045031	1.260085
garch L1.	-.09990315	.1122894	-0.88	0.378	-.3191148	.1210517

Bilde 6.8 Variablen PBV_lope_priser - GARCH_2018: Industri_D_robust_L1

```
. arch PBV_lope_priser, arch(7) garch(7) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

```
Sample: 1980q1 thru 2018q4          Number of obs   =       156
                                Wald chi2(.)       =         .
Log pseudolikelihood = -1870.291    Prob > chi2      =         .
```

PBV_lope_p~r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_p~r _cons	73682.37	2469.918	29.83	0.000	68841.42	78523.32
HET						
etter2001 _cons	3.140416	.4483786	7.00	0.000	2.26161	4.019222
	18.18117	.3935969	46.19	0.000	17.40973	18.9526
ARCH						
arch L7.	1.137532	.1392247	8.17	0.000	.8646566	1.410408
garch L7.	-.1522366	.0366176	-4.16	0.000	-.2240058	-.0804674

Bilde 6.9 Variablen PBV_lope_priser - GARCH_2018: industri_D_robust_L7

Det observeres samsvarende observasjoner mellom datasettet alle_næringer og datasettet industri. For eksempel, at vi får vesentlig bedre signifikans på undersøkelsene etter det femte eller syvende lagg. Dette kan tyde på at pengepolitikken klarer å vise til påvirkningskraft ved mange ulike næringer, og den klarer det samtidig. Flere analyser med flere enn to datasett, der alle har stor nok data og høye nivåer for konkurranser kan være nødvendig til videre forskning for interessenter.

GARCH-modell – industri	AIC	SIC/BIC/SBIC	Log Likelihood
Garch(1,1) m. dummy	3737.824	3753.073	-1863.912
GARCH (5,5) m. dummy	3761.692	3776.942	-1875.846
GARCH (2,2) m. dummy & VCE	3746.467	3746.467	-1868.234
GARCH (5,5) m. dummy & VCE	3761.692	3776.942	-1875.846
GARCH (7,7) m. dummy & VCE	3750.583	3765.832	-1870.291
GARCH (1,1) m. dummy & VCE	3737.824	3753.073	-1863.912

Tabell 3: Informasjonskriteriene

Ved å legge med VCE (forstørrelsen) i modellen blir ikke modellen noen bedre tilrettelagt datasettet av det, men signifikansen til variablene kan endre seg vesentlig positivt eller negativt av det. Vi kan observere dette på figur 6.5 (GARCH (5,5) m. dummy) sammenlignet mot figur 6.7(GARCH (5,5) m. dummy & VCE). Vi ser også at modellen som er best tilrettelagt datasettet er GARCH (1,1), deretter GARCH (2,2). Men vi vet av teorien til Riøslund et al.,(2005) at effektene fra sjokket ruller over til periodene etter sjokket. Dermed blir det normalt å observere signifikansen tilhørende sjokket ved flere perioder enn 2 laggs

5.2 Alternative GARCH-estimeringer

Vi får ikke gå mye opp i detaljer med hensyn på teori, metoden og relevansen til disse alternative GARCH-estimeringer. Men dem blir tatt med for å bidra og for å belyse

resultatene fra del 5.1 av oppgaven. Da lager vi en ny ligning for GARCH-modell som er fanen førstedifferanse – GARCH, under.

5.2.1 Førstedifferanse – GARCH.

Det viser seg at det ofte fungerer å rette opp på enhetsrot i de datasettene som ikke er stasjonære. Dette gjøres ved å ta den førstedifferansen til datasettet, også bruke den til GARCH-estimeringer (Mike Jonas, 2019, 18:58). Da får vi en ny auto-regressive ligning som er litt annerledes fra ligningen 4.3 på del 4 av oppgaven.

$$4.3. \quad y_t - y_{t-1} = \Delta y_t = \mu + u_t$$

Den nye AR-ligningen ved førstedifferanse:

$$8.1 \quad y_t = \mu + y_{t-1} + b(MA)u_t$$

$$4.3.1 \quad y_t - y_{t-1} = \Delta y_t = \mu + b(MA)u_t$$

MA = Moving average process (prosessen den bevegelige gjennomsnitt) - For mer informasjon, sjekk Brooks, (2019, s.251-390)

Datasettet alle_næringer hadde enhetsrot og var den som minst var stasjonært av de to datasettene tilhørende oppgaven. Vi prøver derfor denne metoden på datasettet alle_næringer. Deretter utfører vi en GARCH-estimering der vi bruker GARCH-modellen 2, siden modellen viser seg som mest relevant for problemstillingen tilhørende oppgaven.

Resultatene.

```
. dfuller diff_PBV_lope
```

```
Dickey-Fuller test for unit root      Number of obs = 154
Variable: diff_PBV_lope              Number of lags = 0
```

H0: Random walk without drift, $d = 0$

Test statistic	Dickey-Fuller critical value			
	1%	5%	10%	
Z(t)	-19.660	-3.492	-2.886	-2.576

MacKinnon approximate p -value for Z(t) = 0.0000.

Bilde 7.1 Dfuller test av variabelen `diff_PBV_lope` (første differansen av variabelen `PBV_lope_priser`) Tilhørende datasettet `alle_næringe`.

```
. varsoc diff_PBV_lope, maxlag(7)
```

Lag-order selection criteria

Sample: 1982q1 thru 2018q4

Number of obs = 154

Lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1870.4				2.1e+09	24.304	24.312	24.3237
1	-1867.16	6.4941	1	0.011	2.0e+09	24.2748	24.2908	24.3142
2	-1866.32	1.6711	1	0.196	2.0e+09	24.2769	24.3009	24.3361
3	-1862.83	6.982	1	0.008	2.0e+09	24.2446	24.2766	24.3234
4	-1828.96	67.745	1	0.000	1.3e+09	23.8177	23.8577	23.9163
5	-1828.11	1.6907	1	0.194	1.3e+09	23.8197	23.8677	23.938
6	-1821.3	13.632	1	0.000	1.2e+09	23.7441	23.8002	23.8822
7	-1806.78	29.038*	1	0.000	1.0e+09*	23.5686*	23.6326*	23.7263*

* optimal lag

Endogenous: `diff_PBV_lope`

Exogenous: `_cons`

Bilde 7.2 Kommandoen `Varsoc`: Datasettet er `alle_næringe` – Bildet viser informasjonskriteriene tilhørende variabelen `diff_PBV_lope` og frem til den syvende lag (L7)

En test - bilde 7.1- med «Dickey-fuller» viser at datasettet ved den førstedifferansen til datasettet «`alle_næringe`» blir veldig stasjonært, og har ikke enhetsrot. I tillegg ser vi på bilde 7.1 at vi vil mest sannsynligvis finne signifikans ved lag 1,3,4,6 og 7. Vi utfør GARCH-estimeringer med datasettet.

GARCH-modell – Førstedifferensen til alle næringer.	AIC	SIC/BIC/SBIC	Log Likelihood
GARCH (1,1) m. dummy	3601.212	3616.429	-1795.606
GARCH (2,2) m. dummy	3600.498	3615.715	-1795.249
GARCH (3,3) m dummy	3600.822	3616.04	1795.411
GARCH (5,5) m. dummy	3597.318	3612.535	-1793.659
GARCH (6,6) m.dummy	3590.547	3605.764	-1790.271
GARCH (7,7) m. dummy	3592.291	3607.508	-1791.145
GARCH-modell – Alle_næringer.	AIC	SIC/BIC	Log Likelihood
GARCH (1,1) m. dummy	4350.094	4362.293	-2171.047
GARCH (7,7) m. dummy	4371.215	4383.415	-2181.608
GARCH (6,6) m. dummy & VCE	4376.418	4391.667	-2183.209
GARCH (7,7) m. dummy & VCE	4371.215	4383.415	-2181.608
GARCH (1,1) m. dummy & VCE	4350.094	4362.293	-2171.047

Tabell 4. Informasjonskriteriene til datasettet alle_næringer.

Estimeringen ved GARCH (4,4) ved datasettet førstedifferansen til datasettet alle_næringer feilet. Derfor er den ikke inkludert i tabell 4. GARCH-estimeringer med både dummy og VCE (robust) er heller ikke inkludert i tabell 4, fordi vi har observert fra tidligere at «VCE» bidrar til signifikans, men bidrar ikke til å tilrettelegge modellene bedre for datasettet. I tillegg ser vi signifikans ved dummy variabelen, ved estimering av alle de GARCH-modellene. Dermed

blir det larest å velge de GARCH-modellene med de laveste informasjonskriteriene. Dette viser seg til å være GARCH (6,6) med dummy og ved bruk av datasettet førstedifferansen til datasettet tilhørende alle næringer. Ved bruk av ligningen 4.2.5 forklarer vi resultatene nederst:

$$4.2.5 \sigma_t^2 = \exp(\alpha_0 + \gamma x_t) + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

$\alpha_0 = _const$ som er koeffisienten 19.2538 ved GARCH-estimeringen. På selveste dummy-en «etter2001» har vi en koeffisient med positive fortegn, som kom på 2.684439. Koeffisienten 2.684439 er lik koeffisienten " γ " ved ligningen 4.2.5. At koeffisienten tilhørende endringen i pengepolitikken etter 2001 tallet blir positiv, betyr at økninger i variansen til datasettet (produksjonen og inntekten til det norske næringslivet i basisverdi) fører til høyere betinget volatilitet i datasettet enn reduksjoner i variansen til produksjonen og inntekten tilhørende det norske næringslivet. Ligningen $\alpha_1 u_{t-1}^2$ er representant for ARCH effekten. Koeffisienten ved siden ARCH effekten viser omfanget ved sjokket på variansen, i henhold til fremtidige volatiliteter. En stor effekt vil si at fremtidige volatiliteter vil bli påvirket av sjokket som kommer av den pågående perioden ved sjokket. Ligningen $\beta \sigma_{t-1}^2$ står for den betinget variansen, og representerer GARCH effekten ved modellen. Med hensyn på hvordan tolker koeffisienten tilhørende denne biten «GARCH effekten», kommer det mye fordeler av det som ble forklart på del 4 i oppgaven til bruk. Med andre ord kan koeffisienten tolkes som hvor hårdnakket volatiliteten fra tidligere perioder har vært, i tillegg tolkes som relasjonen til hvordan volatiliteten fra tidligere perioder bidrar ved prognoser for fremtidige volatiliteter.


```
. arch diff_PBV_lope, arch(6) garch(6) het(etter2001) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1980q2 thru 2018q4 Number of obs = 155
Wald chi2(.) = .
Log likelihood = -1790.273 Prob > chi2 = .

	Coefficient	OPG std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
diff_PBV_l~e						
diff_PBV_l~e _cons	5040.869	1250.556	4.03	0.000	2589.825	7491.914
HET						
etter2001	2.684439	.2051814	13.08	0.000	2.282291	3.086587
_cons	19.2538	.1632792	117.92	0.000	18.93378	19.57382
ARCH						
arch						
L6.	-.1561708	.1134447	-1.38	0.169	-.3785182	.0661767
garch						
L6.	.009845	.1201223	0.08	0.935	-.2255903	.2452804

Bilde 7.3 Variabelen *diff_PBV_lope* - GARCH (6,6): Førstedifferanse av *PBV_lope*_priser tilhørende datasettet *alle_næringer*, utført med seks lags (L6)

Både koeffisienten ved $\alpha_1 u_{t-1}^2$ (ARCH) og $\beta \sigma_{t-1}^2$ (GARCH) viser seg til å ikke være signifikant i GARCH-estimeringen. Men dette er greit, siden vi har sett fra tidligere undersøkelser at både ARCH og GARCH har vært signifikante tidligere. Dermed kan vi anta vi at signifikansen har flyttet seg over til dummy variabelen «etter2001». Koeffisienten ved dummy variabelen er positiv, og stemmer overens med problemstillingen tilhørende oppgaven, om høyere betinget volatilitet på grunn endringen til pengepolitikken fra valutakurs til inflasjonsmålstyring. At Koeffisienten ved ARCH og GARCH er både liten og ikke signifikant stemmer også overens med andre oppfatninger til ekspertene, nemlig at sjokket som med kommer av rentestyring ved inflasjonsmålstyring er midlertidig, og har ingen effekt ved den langsiktige likevekten tilhørende produksjonen og inntekten til det norske næringslivet.

5.2.2 GARCH-estimeringen med lønn og sysselsatte personer, sesongjustert.

Koeffisienten ved GARCH ved GARCH-estimeringen tilhørende datasettet *LS_SJ* utført med bare et lag viser seg til å ikke være signifikant. Koeffisienten ved ARCH blir signifikant etter to lags, og GARCH-koeffisienten blir signifikant ved det syvende lagget. Dette muligens er et tegn om at lønn og sysselsetting bruker opp til to år for å ta igjen endringen tilhørende produksjonen og inntekten i det norske næringslivets, ved inflasjonsmålstyring som pengepolitikk.

Forstørrer vi modellen med VCE (robust) får vi se at ARCH blir signifikant ved første lag, mens GARCH forblir ikke signifikant. Ved andre lag får vi se at både ARCH og GARCH blir veldig signifikante, også ved VCE (robust) med i estimeringen. Ved estimeringen med dummy-en «etter2001» får vi se at ingen blir signifikante dersom estimeringen utføres med bare Het (etter2001) i kommandoen, og ved bare et lag. Ved det tredje lagget viser dummy-en seg til å være signifikant på alle nivåer og ARCH også blir signifikant ved nivået 05 prosent. Ved det tredje lagget fikk vi blankt på konstanten ved dummy-en - Dette kan være tegn på at datasettet ikke er tilstrekkelig stort nok. Ved det fjerde lagget får vi kun ARCH som signifikant mens resten viser seg til å ikke være signifikant – Dette atferdsmønsteret der det er usikkert når vi får relevans, eller ikke har vært konsistent gjennom oppgaven. Det tyder til at de GARCH-estimeringene ikke er lineære, også at de heller ikke er tilfeldige siden vi vet at bevis for betinget sjokk medfører effekter over produksjonen og inntekten i det norske næringslivet. Dette føres videre til endringer i lønn og ansettelse av mennesker i landet. Ifølge definisjonen (Tabell 1) hos den statiske sentral banken (SSB) vet vi at lønn og sysselsetting kan medtas i beregningen tilhørende basisverdi for produksjon og inntekt. Men denne avgjørelsen er etterlatt næringslivet, og er ikke obligatorisk. Dermed grunnen for en separate GARCH-estimering for lønn og sysselsetting for så å se om konklusjonen samsvarer med konklusjonen tilhørende enten datasettet «alle-næringer» ved del 5.2.1 bilde 7.3 eller datasettet «industri» ved del 5.1.2 i oppgaven. Ved de GARCH-estimeringene for lønn og sysselsetting viste det seg at datasettet ikke er stort nok til å utføre GARCH ved 7 lags samt ha med inkludert dummy-en «HET (etter2001)» i samme estimering. Vi bruker også bare data fra næringssektoren industri til å utføre de GARCH-estimeringene som følge:

```

. arch LS_SJ, arch(1) garch(1) vce(robust) vsquish nolog
ARCH family regression
Sample: 1995q1 thru 2018q4           Number of obs   =      96
Log pseudolikelihood = -377.3745     Wald chi2(.)    =      .
                                     Prob > chi2      =      .

```

LS_SJ	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
LS_SJ _cons	232.8677	4.639566	50.19	0.000	223.7743	241.9611
ARCH						
arch L1.	1.029541	.2579644	3.99	0.000	.5239396	1.535142
garch L1.	-.1393953	.2452356	-0.57	0.570	-.6200482	.3412575
_cons	8.570989	5.300073	1.62	0.106	-1.816964	18.95894

Bilde 8.1 Variabelen LS_SJ tilhørende næringssektoren industri - Garch_2018: LS_SJ_robust_uten dummy – se i tabell 1 for variabelen LS_SJ.

```

. arch LS_SJ, arch(2) garch(2) vce(robust) vsquish nolog
ARCH family regression
Sample: 1995q1 thru 2018q4           Number of obs   =      96
Log pseudolikelihood = -384.9471     Wald chi2(.)    =      .
                                     Prob > chi2      =      .

```

LS_SJ	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
LS_SJ _cons	234.0546	1.410645	165.92	0.000	231.2898	236.8194
ARCH						
arch L2.	1.168462	.0769078	15.19	0.000	1.017725	1.319198
garch L2.	-.2547819	.045097	-5.65	0.000	-.3431703	-.1663934
_cons	17.65359	6.676584	2.64	0.008	4.56773	30.73946

Bilde 8.2 Variabelen LS_SJ tilhørende næringssektoren industri - Garch_2018: LS_SJ_robust_L2_uten dummy
 GARCH-estimeringer av sysselsatte personer, sesong justert (Norsk industri). Tidsserien er justert til slutten av 2018 tallet.
 Kommandoen VCE (robust) er brukt, og estimeringene er uten dummy-en «etter2001».

```
. arch LS_SJ, arch(1) garch(1) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1995q1 thru 2018q4 Number of obs = 96
 Wald chi2(.) = .
 Log pseudolikelihood = -377.1513 Prob > chi2 = .

LS_SJ	Semirobust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
LS_SJ						
_cons	232.7708	3.999631	58.20	0.000	224.9317	240.61
HET						
etter2001	-3.834872	.8083894	-4.74	0.000	-5.419286	-2.250458
_cons	6.008917	.4515831	13.31	0.000	5.12383	6.894004
ARCH						
arch						
L1.	.9636596	.2211948	4.36	0.000	.5301258	1.397193
garch						
L1.	-.1505924	.2216523	-0.68	0.497	-.5850229	.2838381

Bilde 8.3 Variabelen LS_SJ tilhørende næringssektoren industri - Garch_2018: LS_SJ_HET_robust_med dummy

```
. arch LS_SJ, arch(2) garch(2) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression -- multiplicative heteroskedasticity

Sample: 1995q1 thru 2018q4 Number of obs = 96
 Wald chi2(.) = .
 Log pseudolikelihood = -384.5955 Prob > chi2 = .

LS_SJ	Semirobust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
LS_SJ						
_cons	233.8985	1.533245	152.55	0.000	230.8934	236.9036
HET						
etter2001	-3.247387	.3930969	-8.26	0.000	-4.017842	-2.476931
_cons	6.162994	.4053697	15.20	0.000	5.368484	6.957504
ARCH						
arch						
L2.	1.061166	.0989556	10.72	0.000	.8672166	1.255115
garch						
L2.	-.2640586	.043711	-6.04	0.000	-.3497306	-.1783866

Bilde 8.4 Variabelen LS_SJ tilhørende næringssektoren industri - Garch_2018: LS_SJ_HET_L2_robust_med dummy
 estimeringene i bilde 8.3 og 8.4 er med inkludert VCE (robust) og dummy-en «etter2001»

Mens det går an å være usikker over effekten som med kommer av det norske pengepolitikken, i henhold til dens relasjon med produksjon og inntekt tilhørende det norske

næringslivet, vises GARCH-estimeringene at dette ikke er tilfellet ved sysselsettingen og lønnen tilhørende det norske næringslivet. GARCH-estimeringene ved datasettet tilhørende sysselsetting og lønn viser at det åpenbart finnes betinget heteroskedastisitet/variasjon/varians i sysselsettingen og lønnen tilhørende det norske næringslivet. Et negativt fortegn ved koeffisienten ved dummy-en «etter2001» betyr at en reduksjon i variansen tilhørende sysselsetting og lønn fører til høyere volatilitet, enn en økning i variansen tilhørende sysselsetting og lønn. Dette stemmer overens med teorien til Røisland et al., ved teori-delen til denne oppgaven. Mer om dette kommer under drøftingsbiten.

6. Drøfting

Det kan observeres av resultatene til førstedifferansen tilhørende datasettet «alle næringer» (bilde 7.3) at positiv økning ved variasjonen i datasettet fører til høyere betinget volatilitet i datasettet. Denne observasjonen kan tolkes, og med andre ord, som om observasjonen bekrefter påstanden tilhørende Røisland et al., ved ligningen 2.1 på del 2.1 i oppgaven. Der la jeg frem, ved bruk av teorien tilhørende Røisland et al., at høyere realrente, ceteris paribus, reduserer etterspørsler og investeringer, og dermed fører den til lavere produksjonsgap. I tillegg fører lavere realrente til høyere produksjonsgap. Dette vil si at flere, og høyere variasjoner ved styringen ved realrente fører til høyere betinget volatilitet i produksjonsgapet tilhørende Norge. Dette tyder det samme som i ligningen 2.1 i oppgaven. Ved en åpen økonomi som den Norge har, vil volatiliteten bli brattere. Dette observerer vi også ved figurene på del 3 (Likheter og ulikheter – datasettet), og ved del 8 i oppgaven, med vedlegget «datasett». Vi ser at vi får brattere, flere og dermed høyere volatilitet i næringssektorer med mye aktiviteter utlands. Eksempler er fisk og fangst, Norsk industri og andre liknende næringssektorer.

Det andre funnet ved de empiriske GARCH-estimeringene har med tilbudssiden å gjøre. Og dette er spesielt viktig, nemlig fordi Norge har en åpen økonomi. Vi vet fra tidligere at positiv økning i variasjon ved etterspørselssiden fører til høyere betinget volatilitet som fungerer veldig bra med å styre produksjonsgapet tilhørende Norge. Dette har blitt bekreftet ved figur 7.3. Men hvordan ser de empiriske funnene ut, med tolkning mot tilbudssiden tilhørende produksjonen og inntekten i det norske næringslivet? Jo, da må vi tenke oss tilbake til del 2.1, ligningen 2.2 om tilbudssiden. I tillegg, må vi også tenke oss tilbake til del 2.2, valutakurspolitikk mot inflasjonsmål. Viktigst å huske ved ligningen tilhørende tilbudssiden

«2.2» er påstanden rundt rigiditeten til priser og lønninger; Om at det ikke var mulig med høy produksjon på lang sikt ved bruk av inflasjon. På denne delen ble det også nevnt at det var lik negativ vekst i arbeidsledigheten tilhørende Norge, ved økt aktivitet i næringslivet. Enda en gang, må vi tenke oss tilbake til påstanden om regelen ved valutakurs (Rødseth, 2000). Regelen om konsistent flytting av arbeidskraft og resurser mellom bransjene som produserer innenlandske varer til de bransjene som produserer utenlandske varer og tjenester. Regelen fungerer greit på lang sikt, men kunne forstås som dårligere på kort sikt, særlig ved stabilisering av produksjonsgapet og realøkonomien tilhørende Norge. Dette ble også nevnt i Røisland og Torvik (2004). Der påsto begge at inflasjonsmål som pengepolitikk fungerer bra når det skjer sjokk ved etterspørselssiden, og fungerer dårligere når det skjer sjokk ved tilbudssiden. De påstandene fra, Røisland, Rødseth, Torvik et al., kan observeres i de empiriske resultatene på del 5.2.2 ved bildene 8. Der ser vi at koeffisientene er negative, og som nevnt tidligere, betyr dette at mindre variasjoner, ved datasettet «lønnsstakere og sysselsetting», fører til høyere betinget volatilitet i det norske næringslivet. Dette kan vi assosiere med rigiditeten i priser, lønninger, og ved tilbudssiden ved inflasjonsmål som pengepolitikken for Norge.

7. Konklusjon.

7.1 Konklusjon

Datasettet «alle næringer» viser til greie resultater som kan estimeres, siden datasettet er stort. Sammenligner vi resultatene fra modellen 2 (justert) ved datasett «alle næringer» mot datasettet «Industri» ser vi at datasettet «industri» viser til mere signifikante resultater. I tillegg viser datasettet «industri» til bedre GARCH-modeller ved «best fit (lavere verdier på informasjonskriteriene)».

Det kan argumenteres for at jeg har tilpasset estimeringene mine til å passe til teoriene tilhørende ekspertene på grunn den alternative metoden «førstedifferansen» som jeg har brukt. Den metoden gjorde til at jeg fikk signifikante resultater samt GARCH-modeller som passet datasettet bedre. Som argument for tilpasningen min, legger jeg frem at datasettet «alle næringer» i utgangspunktet inneholder veldig mye støy sammenlignet mot datasettet «industri». Hva vil støy i datasettet betyr i denne sammenheng? Jo, tradet, og non-traded næringssektorer, offentlige sektorer, og alt annet som ble gjort om, og lagt om til det datasettet for produksjon og inntekt. I tillegg vil bransjer, som ble null til lite berørt av det

norske pengepolitikken på grunn ulike faktorer, også beregnes som støy i datasettet. De blir vanskelig å få fjernet ved perioden gitt meg for undersøkelsen min. Vi fikk også observert at høyere betinget volatilitet i den norske produksjonen og inntekten tilhørende Norge ikke nødvendigvis kommer av høyere konkurranse faktorer i landets realøkonomi, men kunne stort sett være på grunn av endringer ved valutakursen og konkurransen utlands. Dette er dessverre ikke noe som blir til stort fokus i oppgaven min, men det kunne vært til hjelp i fremtidige forskninger. I så fall forskninger om å prøve å finne ut av hvor stor den nytten eller variasjonen blir, som kommer av produksjonsgapet tilhørende Norge, ved en viss prosent variasjon på valutakursen tilhørende Norge, og i samsvar med landets renteendringer. Forskninger der næringssektorene undersøkes hver for seg, for å finne ut av den optimale variasjonen i rentestyringen. For så å maksimere utgangseffekten av volatiliteten til det spesifikke næringslivet. Det kunne sikkert vært et bra prosjekt for en investeringsbank med søkelys mot spesifikke næringssektorer.

Det er mange ulike retninger som kan forskes videre ved modellene. Dermed blir jeg nødt til å begrense oppgaven til den alternative hypotesen tilhørende problemstillingen min. Og det er; At de empiriske GARCH-estimeringene tilhørende oppgaven min viser til at det med kommer høyere betinget volatilitet i produksjonen, inntekten og sysselsettingen tilhørende Norge. Nemlig på grunn endringen fra valutakurspolitikk til eksplisitt inflasjonsmål som pengepolitikk ved det andre kvartalet i 2001 tallet.

8. Vedlegg

8.1 Vedlegg 1: Datasettet.

. sum

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
allenæringer	0				
PBV_lope_p~r	170	738111.7	480952.5	133162	2024134
BPVB_lope_~r	170	395869.4	262020.6	69380	1170255
PBV_prosen~g	170	2.714118	2.808278	-6.4	11
BPBV_prose~g	170	2.425882	2.713658	-4.5	11.2
dato	173	166	50.08493	80	252
var_PBV_lo~r	173	2.49e+11	3.29e+11	-1.15e+11	2.03e+12
var_PBV_pr~g	173	7.721298	2.261766	5.922437	19.7382
etter2001	173	.5086705	.501376	0	1
datotil2018	156	157.5	45.17743	80	235

Bilde 9.1 Produksjon og inntekt tilhørende datasettet alle næringer

. sum

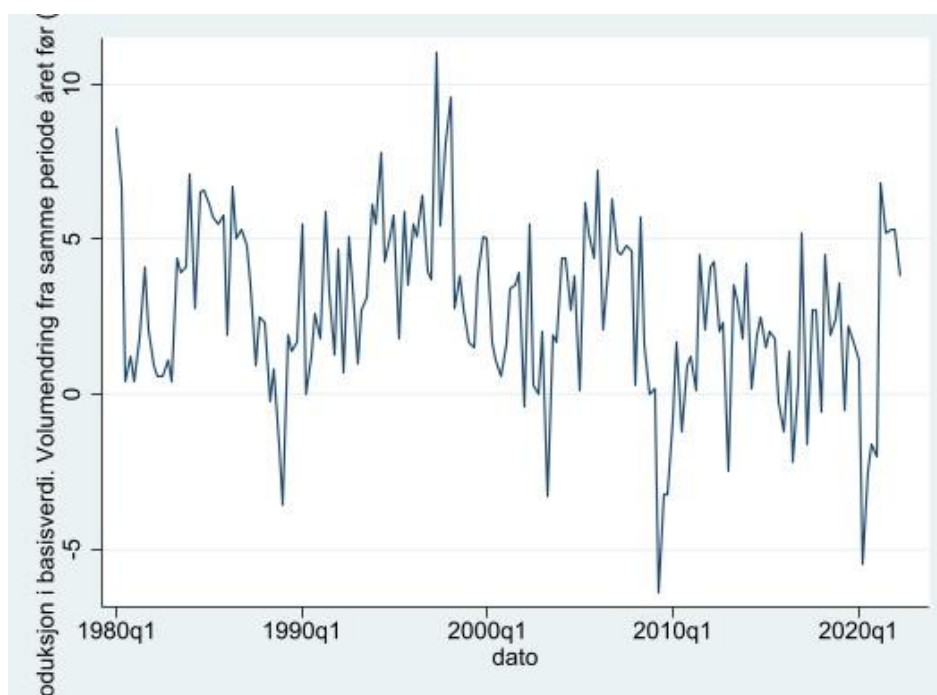
Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
Industri	0				
PBV_lope_p~r	170	126571.2	61820.3	35462	262519
BPVB_lope_~r	170	34452.67	15361.57	9894	62668
PBV_prosen~g	170	1.498235	4.688845	-14.6	14.5
BPBV_prose~g	170	.6747059	4.197098	-15	10.8
dato	173	166	50.08493	80	252
var_PBV_lo~r	173	4.12e+09	4.11e+09	2.33e+07	2.26e+10
etter2001	173	.5086705	.501376	0	1
datotil2018	156	157.5	45.17743	80	235

Bilde 9.2 Produksjon og inntekt tilhørende datasettet industri

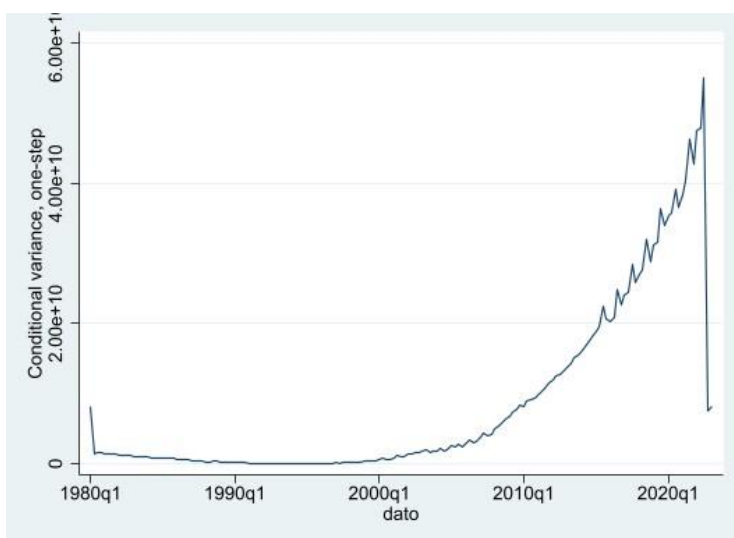
. sum

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
industri	0				
Lonn	110	24558.62	5876.26	13927	38244
Lonn_prosent	110	3.450909	4.190482	-8.2	14.1
LS	110	243.0536	23.75274	210.9	296.2
LS_SJ	110	243.09	23.69047	211.8	294.8
LS_prosent	110	-.6309091	3.107692	-6.4	6.3
LS_prosent_J	110	-.1627273	1.050807	-3.1	4
dato	112	195.5	32.47563	140	251
var_Lonn	112	4.34e+07	4.08e+07	168630	1.69e+08
etter2001	112	.7767857	.4182723	0	1
datotil2018	96	187.5	27.85678	140	235

Bilde 9.3 Lønn og sysselsetting tilhørende datasettet Industri

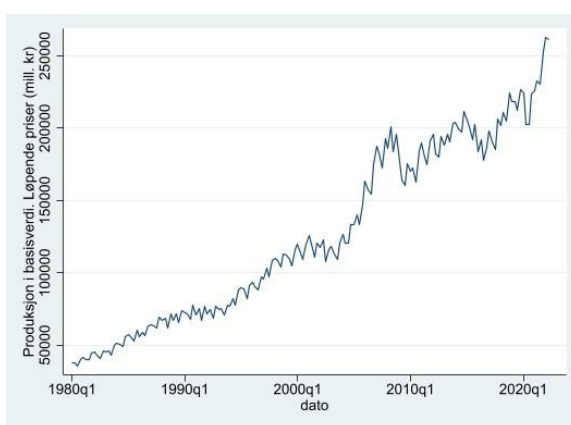


Figur 9.4 Datasettet «Alle næringer» med variabelen volume endring i prosent (PBV_prosentendring)

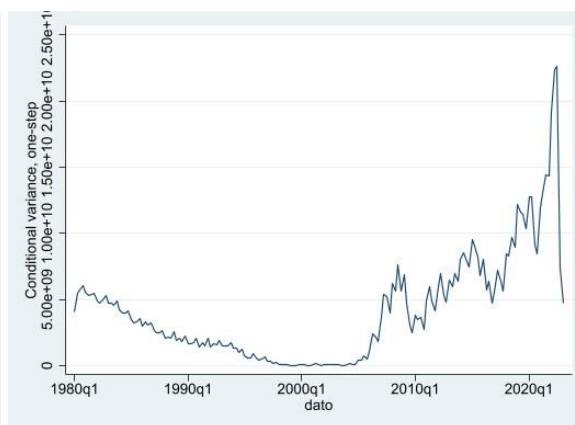


Figur 9.5 Fastlands Norge

Kurven viser til stor vekst i midten av 2000 tallet til 2010 tallet. Deretter viser kurven til en bratt fall etter 2020 tallet. Til tross for stor vekst i produksjonen og inntekten tilhørende Fastlands Norge_UD (uten dummy «etter2001»), ser vi lite variasjoner i bevegelsen tilhørende trend utviklingen oppover. Vi ser ett stort avvik i datasettet, som kommer bratt etter 2020 tallet. Av dette kan vi anta at fallet var av en annen årsak, og ikke på grunn av høy konkurranse i fastlands Norge_UD.



Figur 9.6 Industri: Tslinje variansen med vekst



Figur 9.7 Industri: Tslinje av bare variansen

Figur 9.6 har med inkludert utviklingen til produksjon og inntekt og kurven har derfor en fast trend oppover. Figur 9.7 er en tidsserie av bare variansen. – Se del 4, figur 3.3, for mer detaljer.

Av det visuelle kan det observeres at Norsk industri har hatt flest variasjoner i produksjon og inntekt siden årstallet 1980, og til året 2022.

Det kan observeres veldig flyktige bevegelser på kurvene fra og med året 2005 til året 2022.

8.2 Vedlegg 2: GARCH-modell 1(justert og ujustert)

Ujustert står for GARCH-estimeringer som har med tidsserier frem til 2022. Justert er Garch-estimeringer som har med tidsserier som slutter ved det siste kvartalet tilhørende 2018 tallet. Ser til ventre på bildene for å få med deg variabelen som blir estimert. PBV_lope_priser og PBV_prosentendringer er de to variabler som i hovedsak blir estimert. Datasettet alle_næringer, og datasettet industri er de to datasett som undersøkelses.

_L(N) Betyr antall lags som er brukt i estimeringen.

GARCH_2018 Betyr lengde på tidsserien til estimeringen.

_VCE eller robust Står det begge, eller en av de to så betyr det forstørrelser er brukt – se del 5 i oppgaven for mer detaljer.

Modell 1 – Ujustert

ARCH family regression						
Sample: 1980q1 thru 2022q2		Number of obs = 170				
Log likelihood = -2047.542		Wald chi2(.) = .				
		Prob > chi2 = .				
PBV_lope_priser	Coefficient	OPG std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_priser _cons	112642.8	1350.43	83.41	0.000	109996	115289.6
ARCH						
arch L1.	.8460967	.5916763	1.43	0.153	-.3135675	2.005761
garch L1.	.1755359	.4524323	0.39	0.698	-.7112152	1.062287
_cons	1.76e+07	2.82e+07	0.62	0.533	-3.76e+07	7.28e+07

ARCH family regression						
Sample: 1980q1 thru 2022q2		Number of obs = 170				
Log likelihood = -2061.432		Wald chi2(.) = .				
		Prob > chi2 = .				
PBV_lope_priser	Coefficient	OPG std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_lope_priser _cons	112042.1	563.0514	198.99	0.000	110938.6	113145.7
ARCH						
arch L5.	1.307483	.346037	3.78	0.000	.6292634	1.985703
garch L5.	-.1417901	.191072	-0.74	0.458	-.5162843	.2327042
_cons	9.57e+07	3.93e+07	2.43	0.015	1.85e+07	1.73e+08

Bilde 10.1 GARCH industri_1 lag

ARCH family regression						
Sample: 1980q1 thru 2023q1		Number of obs = 173				
Log likelihood = -3963.385		Wald chi2(.) = .				
		Prob > chi2 = .				
var_PBV_lope_priser	Coefficient	OPG std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
var_PBV_lope_priser _cons	1.70e+09	6.81e+07	24.89	0.000	1.56e+09	1.83e+09
ARCH						
arch L1.	.4844662	.1504386	3.22	0.001	.1896118	.7793205
garch L1.	.5704352	.0630845	9.04	0.000	.4467918	.6940786
_cons	1.03e+16

Bilde 10.3 GARCH av variansen til PBV_Industri

Variabelen med variansen tilhørende PBV_lope_priser for datasettet industri er estimert i bildet 10:3, og variabelen PBV_prosentendringer tilhørende datasettet industri er estimert i bildet 10.4

Bilde 10.2 GARCH industry_5 lags

ARCH family regression						
Sample: 1980q1 thru 2022q2		Number of obs = 170				
Log likelihood = -494.9483		Wald chi2(.) = .				
		Prob > chi2 = .				
PBV_prosentendring	Coefficient	OPG std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PBV_prosentendring _cons	1.521957	.3925013	3.88	0.000	.7526682	2.291245
ARCH						
arch L1.	.3361658	.18168	1.85	0.064	-.0199205	.692252
garch L1.	.3354297	.3117832	1.08	0.282	-.2756541	.9465136
_cons	7.61576	4.815347	1.58	0.114	-1.822148	17.05367

Bilde 10.4 Prosentvis volume_endringer PBV_industri

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2022q2 Number of obs = 170
 Wald chi2(.) = .
 Log likelihood = -502.8103 Prob > chi2 = .

		OPG				
PBV_prosentendring		Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_prosentendring _cons		1.472951	.4288374	3.43	0.001	.6324452 2.313457
ARCH						
arch	L5.	-.01352	.0267854	-0.50	0.614	-.0660184 .0389784
	L5.	1.042438	.175442	5.94	0.000	.6985782 1.386298
_cons		-.6055498	4.293508	-0.14	0.888	-9.020671 7.809572

Bilde 10.5 GARCH Industri_prosentvis volume endring_5 lags

Variablen estimert er PBV_prosentendring tilhørende datasettet industri.

Alle næringer.

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2022q2 Number of obs = 170
 Wald chi2(.) = .
 Log likelihood = -2371.698 Prob > chi2 = .

		OPG				
PBV_lope_priser		Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_priser _cons		318852.3	8168.235	39.04	0.000	302842.9 334861.8
ARCH						
arch	L7.	1.367215	.4351839	3.14	0.002	.5142705 2.22016
	L7.	-.0444503	.0982101	-0.45	0.651	-.2369385 .1480379
_cons		8.30e+08	5.27e+08	1.58	0.115	-2.02e+08 1.86e+09

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2023q1 Number of obs = 173
 Wald chi2(.) = .
 Log likelihood = -4697.289 Prob > chi2 = .

		OPG				
var_PBV_lope_priser		Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
var_PBV_lope_priser _cons		9.25e+10
ARCH						
arch	L7.	1.380588	.2516925	5.49	0.000	.8872802 1.873897
	L7.	.2028971	.0532936	3.81	0.000	.0984435 .3073507
_cons		1.17e+21

Bilde 10.6 GARCH: alle næringer 7 lags.

Bilde 10.7 GARCH: variansen tilhørende alle næringer_7 lags.

Variablen estimert er PBV_lope_priser tilhørende datasettet alle næringer.

Modell 1 – Justert.

GARCH-estimeringer der årene til etter slutten av 2018 er fjernet for å fjerne effektene av covid-19. Noen av estimeringene er også utført med kommandoen «VCE» (robust)»

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
 Wald chi2(.) = .
 Log likelihood = -2171.28 Prob > chi2 = .

		OPG				
PBV_lope_p-r		Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons		638306.3	5237.946	121.86	0.000	628040.1 648572.4
ARCH						
arch	L1.	1.238128	.6841148	1.81	0.070	-.1027122 2.578968
	L1.	-.199172	.4660026	-0.43	0.669	-1.11252 .7141763
_cons		3.19e+08	2.90e+08	1.10	0.272	-2.50e+08 8.87e+08

```
. arch PBV_lope_priser, arch(5) garch(5) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
 Wald chi2(.) = .
 Log likelihood = -2183.334 Prob > chi2 = .

		OPG				
PBV_lope_p-r		Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons		635035.9	7156.415	88.74	0.000	621009.6 649062.2
ARCH						
arch	L5.	1.473042	.3899477	3.78	0.000	.7087586 2.237326
	L5.	-.3189845	.077333	-4.12	0.000	-.4705545 -.1674145
_cons		3.79e+09	1.31e+09	2.90	0.004	1.23e+09 6.36e+09

Bilde 11.1 GARCH til 2018: Alle næringer

Bilde 11.2 GARCH til 2018: Alle næringer_5 lags(L5)

Variablen estimert er PBV_lope_priser tilhørende datasettet alle næringer.

Når vi justerer modellen og fjerner årene fra og med 2019 på grunn effekten av covid-19 får vi annerledes resultater. På Figur 10.1 ser vi at GARCH ikke er signifikant, til og med etter den syvende lags. På figur 11.5 ser vi at den blir signifikant etter 5 lags. Også i analysene tilhørende Stata kommer det frem feil meldingen om at «convergence» ikke er oppnådd når GARCH utføres med lags 2, 3,4, og 7. Dette tyder på at modellen ikke passer datasette, utenom det første laget og den femte lags der modellen ser ut til å passe. Dette er kan være tegn «clustering»

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log pseudolikelihood = -2171.28 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	Semirobust				
	Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	638306.3	5017.653	127.21	0.000	628471.8 648140.7
ARCH					
arch					
L1.	1.238128	.2210784	5.60	0.000	.8048225 1.671434
garch					
L1.	-.199172	.1878005	-1.06	0.289	-.5672542 .1689103
_cons	3.19e+08	1.67e+08	1.91	0.056	-7926550 6.45e+08

```
. arch PBV_lope_priser, arch(5) garch(5) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log pseudolikelihood = -2183.334 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	Semirobust				
	Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	635035.9	438.3007	1448.86	0.000	634176.8 635894.9
ARCH					
arch					
L5.	1.473042	.0832535	17.69	0.000	1.309868 1.636216
garch					
L5.	-.3189845	.0068969	-46.25	0.000	-.3325022 -.3054667
_cons	3.79e+09	2.91e+08	13.03	0.000	3.22e+09 4.36e+09

Bilde 11.3 GARCH_2018: Alle næringer_robust

Bilde 11.4 GARCH_2018: Alle næringer_L5_robust

Variabelen estimert er PBV_lope_priser tilhørende datasettet alle næringer.

Det observeres på GARCH-estimeringene at GARCH (betinget varians) er signifikant ved fem lags, men det går ikke å oppnå «convergence» ved lagene 2,3,4,6 og 7.

Industri

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log likelihood = -1864.557 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	OPG				
	Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	112360.2	1369.002	82.07	0.000	109677 115043.4
ARCH					
arch					
L1.	.8411713	.5818018	1.45	0.148	-.2991393 1.981482
garch					
L1.	.1771123	.447382	0.40	0.692	-.6997404 1.053965
_cons	1.81e+07	2.78e+07	0.65	0.514	-3.63e+07 7.25e+07

```
. arch PBV_lope_priser, arch(2) garch(2) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log likelihood = -1868.735 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	OPG				
	Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	112977.1	1421.844	79.46	0.000	110190.3 115763.8
ARCH					
arch					
L2.	.8996087	.5441337	1.65	0.098	-.1668737 1.966091
garch					
L2.	.137116	.4801164	0.29	0.775	-.8038949 1.078127
_cons	2.82e+07	3.55e+07	0.79	0.427	-4.14e+07 9.78e+07

Bilde 12.1 GARCH_2018: Industri

Bilde 12.2 GARCH_2018: Industri_L2

Variabelen estimert er PBV_lope_priser tilhørende datasettet industri.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log pseudolikelihood = -1864.557 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	112360.2	1781.513	63.07	0.000	108868.5 115851.9
ARCH					
arch					
L1.	.8411713	.3995041	2.11	0.035	-.0581576 1.624185
garch					
L1.	.1771123	.3661769	0.48	0.629	-.5405812 .8948057
_cons	1.81e+07	1.14e+07	1.60	0.111	-4141999 4.04e+07

Bilde 12.3 GARCH_2018: Industri_robust.

```
. arch PBV_lope_priser, arch(2) garch(2) vce(robust) vsquish nolog
```

ARCH family regression

Sample: 1980q1 thru 2018q4 Number of obs = 156
Wald chi2(.) = .
Log pseudolikelihood = -1868.735 Prob > chi2 = .

PBV_lope_p-r	Coefficient	Semirobust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PBV_lope_p-r _cons	112977.1	1940.032	58.23	0.000	109174.7 116779.5
ARCH					
arch					
L2.	.8996087	.0773057	11.64	0.000	.7480923 1.051125
garch					
L2.	.137116	.0517047	2.65	0.008	-.0357767 .2384553
_cons	2.82e+07	1.18e+07	2.39	0.017	5056319 5.13e+07

Bilde 12.4 GARCH_2018: Industri_L2_robust

8.3 Vedlegg 3: Veiledning ved bruk av Stata.

Kommandoer i Stata.

Varsoc (variable), maxlag (7) // et av mange måter å prøve finne ut av best antall lags på.

//måten å utføre en SIC og AIC på.

Estat ic

Estat ic, n(500) // Bruk n (x) dersom du vet antall observasjoner du ønsker å estimere.

//Kommandoer for å utføre Dickey Fuller test.

Dfuller // Den utfører en test for enhetsrot i variansen.

.trend // Den fikser for trends

.lags // Setter inn for antall lags i testen

Dfuller PBV_lope_priser, trend lags(5) regress //eksempel

// Manuelt måte å utføre Augmented Dickey Fuller testen på.

Reg PBV_Lope Priser dataotil2018 // regresjon med variabelen for tidsserien som unavhengig variabel

Predict Uhat_indus, resid

Dfuller uhat_indus

Gen diff_PVB_lope=d.PBV_lope_priser // For å lage en diff_variabel med første differansen.

//Kommandoen for å skape tidsdummy til bruk på tidsserien.

gen host20 = (arstall<2021) if !missing(arstall)


```
gen etter2001 = (dato>164) if !missing(dato)
```

Tallet 236 står for 2018k4

Tallet 164 står for 2001k1

//Kommandoene for å lage variablene.

```
rename ProduksjonibasisverdiLøpende PBV_lope_priser
```

```
rename BruttoproduktibasisverdiLøpe BPBV_lope_priser
```

```
rename ProduksjonibasisverdiVolumen PBV_prosentendring
```

```
rename BruttoproduktibasisverdiVolu BPBV_prosentendring
```

```
gen dato=tq(1980q1)+_n-1
```

```
format dato %tq
```

```
gen etter2001 = (dato>164) if !missing(dato)
```

```
gen datotil2018 = dato if (dato<236)
```

```
format %tq datotil2018
```

```
tsset datotil2018
```

//Kommandoene til GARCH-estimeringer og tidsserier kurver.

```
arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vsquish nolog
```

```
arch PBV_lope_priser, arch(5) garch(5) vsquish nolog
```

```
predict var_PBV_lope_priser,variance
```

```
tsline var_PBV_lope_priser
```

//Alternative GARCH-modeller.

```
arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) vce(robust) vsquish nolog
```

```
arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vsquish nolog
```

```
arch PBV_lope_priser, arch(1) garch(1) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog
```

//Kommandoene for variabelen antall sysselsatte personer.

```
rename Lønnmillkr LONN
```

```
rename LønnProsentvisendringfrsam Lonn_prosentendring
```

```
rename SysselsattepersonerLønnstaker LS
```

```
rename E LS_SJ
```

```

rename F LS_prosentendring
rename G LS_prosentendring_SJ
gen dato=tq(1995q1)+_n-1
format dato %tq
gen etter2001 = (dato>164) if !missing(dato)
gen datotil2018 = dato if (dato<236)
format %tq datotil2018
tsset datotil2018
arch LS_SJ, arch(1) garch(1)
predict var_LS_SJ,variance
tsline var_LS_SJ

// Alternative GARCH-modell LS_SJ
arch LS_SJ, arch(1) garch(1) vsquish nolog
arch LS_SJ, arch(1) garch(1) vce(robust) vsquish nolog
arch LS_SJ, arch(1) garch(1) het(etter2001) vsquish nolog
arch LS_SJ, arch(1) garch(1) het(etter2001) vce(robust) vsquish nolog

// AIC og SIC ved ulike GARCH kombinasjoner (1.1).....,(2.1).....,(3.1).....,.....n
quietly {
    noisily display "p" _col(12) "q" _col(20) "SIC"
    noisily display _dup(30) "-"
    forvalues p= 1/7 {
        forvalues q =1/7 {
            arch PBV_lope_priser, arch(1/7) garch(1/7)
            estat ic mat stats =r(S)
            noisily display `7' _col(12) `7' _col(20) stats[1,7]
        }
    }
}

```


}

Illustrasjon 5.1.1

9. Kilder/referanseliste

Baum, Christopher F. & Hurn, Stan. (2021). What good is a volatility model? A reexamination after 20 years. *The Stata journal* 21, number 2 (2021), pp. 295-319.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics* 31: pp, 307-327.

Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance: Information Criteria*, pp, 167-317. (4. Ed.). New York: Cambridge University Press.

Engle, Robert F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica* 50 (4), pp, 987-1008.

Fuller, W. A. (1976). *Introduction to statistical time series*, Wiley, New York.

Gould, W., Pitblado, J., and Poi, B. (2010). *Maximum Likelihood Estimation with Stata*. (4th ed). College Station, Tx: Stata Press.

Imperium learning (2019, 2. Februar). *Estimating and Interpreting an EGARCH (1,1) model on Eviews* [video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=qu5JKLIN0kc>

Johansen, K. (2021). *Anvendt tidsserieøkonometri: Undervisningsmaterieell*. Innlegg presentert ved høst 2021, Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet, Trondheim.

Mike Jonas Econometrics (2020, 23. Oktober). *Estimating a GARCH model in Stata* [Video]. YouTube <https://www.youtube.com/watch?v=klxLRJwSNhg>

Mike Jonas Econometrics (2019, 19. August). *Stata Tutorial: Basic Unit Root Test* [Video] YouTube <https://www.youtube.com/watch?v=8aR7tOuHQmw&t=1172s>

Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in assets returns: A new approach. *Econometrica* 59, pp 347-370.

Riøslund, Øistein & Sveen, Tommy. (2005). Pengepolitikk under et inflasjonsmål. *Norsk økonomisk Tidsskrift* 119 (2005) s. 16-38

Røisland, Øistein & Torvik, Ragnar. (2004). Exchange rate versus inflation targeting: a theory of output fluctuations in traded and non-traded sectors. *The journal of international of international Trade & Economic development*, 13:3, s. 265-285.

Rødseth, Asbjørn. (2000). *Open economy macroeconomics: Exchange rate policy*. Cambridge university press.

SB Academy786 (2020, 22. Juli). *Optimal lag selection STATA* [Video]. YouTube
<https://www.youtube.com/watch?v=FxWIDW-sPLw>