

Matchingfunksjoner på norsk

Hvordan møtes arbeidere og ledige stillinger? En empirisk undersøkelse av matchingfunksjoner fra det norske arbeidsmarkedet.

Bettina Eileen Engebretsen



Masteroppgave ved Økonomisk Institutt

UNIVERSITETET I OSLO

Mai 2018

Matchingfunksjoner på norsk

Hvordan møtes arbeidere og ledige stillinger?

En empirisk undersøkelse av matchingfunksjoner fra det norske arbeidsmarkedet.

Forfatter:

Bettina Eileen Engebretsen

Veiledet av:

Sigurd Galaasen og Andreas Kostøl

Norges Bank

© Bettina Eileen Engebretsen

2018

Matchingfunksjoner på norsk

Bettina Eileen Engebretsen

<http://www.duo.uio.no/>

Trykk: Reprosentralen, Universitetet i Oslo

Sammendrag

Oppgavens hensikt er å analysere ulike aspekter ved den aggregerte matchingfunksjonen som tidligere ikke har vært gjennomført i Norge og således bidra med ny innsikt på fagområdet. Vi estimerer funksjonen med minste kvadraters metode og finner at elastisiteten med hensyn på ledige stillinger utgjør 0.284. Vi finner videre at bedriftenes søkeatferd trolig ikke skaper et endogenitetsbias. Slutningen trekkes på bakgrunn av at en alternativ estimeringsmetode, som er immun mot endogenitetsbias, gir et tilnærmet identisk estimat. Fra MKM-estimeringen av den aggregerte matchingfunksjonen viser vi at restleddet, som fanger opp bevegelser i matchingeffektiviteten, systematisk avviker fra null i perioden 2011-2016. En økt spredningseffekt kan i stor grad forklare tidsvariasjonene i matchingeffektiviteten etter 2014. Den bakenforliggende årsaken kan trolig relateres til det kraftige oljeprisfallet samme år. Videre estimerer vi matchingfunksjonen på disaggregert nivå og finner ett matchingeffektivitetsestimater for hver av de 46 ulike arbeidsmarkedsregionene landet deles inn i. Estimaterne varierer betydelig og den aggregerte matchingeffektiviteten skaper av den grunn et feil bilde av arbeidsmarkedsforholdene i enkelte regioner. Det synes derimot ikke å foreligge noen klar sammenheng mellom graden av effektivitet og størrelsen på befolkningen i regionen.

Forord

Mitt siste semester på profesjonsstudiet i samfunnsøkonomi ble tilbrakt i forskningsavdelingen til Norges Bank, hvor jeg skrev min masteroppgave. Oppholdet i banken har vært ekstremt lærerikt og tidvis utfordrende. Jeg vil derfor rette en stor takk mine to veiledere i banken, Sigurd Galaasen og Andreas Kostøl, for enestående oppfølging og utallige diskusjoner underveis. Dette er jeg svært takknemlig for.

Videre vil jeg også takke mine medstudenter for mange fine år på Blindern, min familie og kjæreste for tilbakemeldinger og korrekturlesing av oppgaven, samt god støtte under hele prosessen.

Bettina Eileen Engebretsen

Oslo, 11.05.2018.

Innholdsfortegnelse

1	Introduksjon	1
2	Data	5
2.1	Arbeidsledighet.....	5
2.2	Vakanser/ledige stillinger	6
2.3	Koblinger/matcher	8
3	Den aggregerte matchingfunksjonen.....	10
3.1	Matching og stramhet i arbeidsmarkedet.....	10
3.2	Estimering med minste kvadraters metode.....	13
3.3	Alternativ estimeringsmetode – den generaliserte momentmetoden.....	15
3.4	Spesifikasjonsfeil.....	22
4	Matchingeffektiviteter på regionsnivå	26
5	Aggregerte implikasjoner av arbeidsmarkedsheterogenitet	35
6	Konklusjon	45
	Litteraturliste	46
	Vedlegg	49
	Figur 1: Vakanse- og arbeidsledighetsrater i Norge.....	6
	Figur 2: Trender i vakanseraten.....	8
	Figur 3: Autokorrelasjonsplott for $p = 3$ og $q \in [1,8]$	18
	Figur 4: Autokorrelasjonsplott for $p = 3$ og $q \in [9,16]$	19
	Figur 5: Inndeling av arbeidsmarkedsregioner i Sør-Norge.....	28
	Figur 6: Inndeling av arbeidsmarkedsregioner i Nord-Norge.	28
	Figur 7: Empirisk “job-finding” sannsynlighet	35
	Figur 8: Uforklarte bevegelser i den aggregerte "job-finding" sannsynligheten.....	36
	Figur 9: Sammenhengen mellom matchingeffektiviteten og μ	39
	Figur 10: Dekomponering av totaleffekten i en sammensetnings- og spredningseffekt.	40
	Figur 11: Vakanse- og arbeidsledighetsrate for fire regioner uten oljenæring	41
	Figur 12: Vakanse- og arbeidsledighetsrate for fire av de største oljeregionene	42
	Figur 13: Spredningseffekten for alle regioner og spredningseffekten uten oljeregioner	44

Tabell 1: Estimeringsresultater for den aggregerte matchingfunksjonen, MKM.....	14
Tabell 2: Estimeringsresultater for den aggregerte matchingfunksjonen, GMM.....	21
Tabell 3: Estimeringsresultater MKM og GMM, uten konstant skalaavkastning.....	25
Tabell 4: Estimeringsresultater for μ per arbeidsmarkedsregion	29
Tabell 5: Estimeringsresultater for de 10 største tettstedene.....	33
Tabell 6: Estimeringsresultater med en dummyvariabel for de 10 største tettstedene	34
Tabell 7: Ulike modellspesifikasjoner (eksakt identifisert).....	50
Tabell 8: Ulike modellspesifikasjoner (overidentifisert).....	51

1 Introduksjon

“Search and matching” modellen (Mortensen og Pissarides, 1994) utgjør et vanlig rammeverk for å introdusere likevektsledighet i makroøkonomiske modeller. En av dens sentrale byggesteiner er den aggregerte matchingfunksjonen, som relaterer strømmingene av nye ansettelser til beholdningen av ledige stillinger og arbeidsledige. I likhet med den aggregerte produktfunksjonen utgjør den aggregerte matchingfunksjonen et praktisk verktøy som fanger opp en kompleks virkelighet hvor arbeidsledige ser etter de rette jobbene og arbeidsgivere ser etter de rette arbeiderene (Blanchard og Diamond, 1989). Standard spesifisering av funksjonen impliserer at den aggregerte «job-finding» sannsynligheten kun avhenger av en aggregert variabel: arbeidsmarkedstramheten, også kalt vakanse-arbeidsledighetsraten.

De siste tiårene har forskere verden over rettet et stort fokus mot den aggregerte matchingfunksjonen. Norske studier synes derimot ikke å ha fulgt denne trenden, da det meg bekjent kun er benyttet andre rammeverk slik som i Raaum (1991). Dette til tross for at en dypere forståelse av den aggregerte matchingfunksjonen gir bedre innsikt i arbeidsmarkedets dynamikk, samt aktører med interesse for det norske arbeidsmarkedet, som eksempelvis Norges Bank og NAV, et bedre beslutningsgrunnlag for å vurdere effektiviteten av makroøkonomisk politikk og ikke minst velferdsimplikasjonene av arbeidsmarkedstiltak. Oppgaven benyttes derfor til å analysere ulike aspekter ved den aggregerte matchingfunksjonen som ikke har vært gjennomført med norske data tidligere. Hensikten er således å bidra med ny innsikt på fagområdet.

Mer spesifikt tar vi for oss tre ulike problemstillinger tilknyttet den aggregerte matchingfunksjonen. I del 3 starter vi å estimere α , elasticiteten med hensyn på ledige stillinger, med minst kvadraters metode (MKM). Estimatet ender på 0.284, hvilket ligger nært opptil det forventede (Petrongolo og Pissarides, 2001). Imidlertid byr bedriftenes søkeatferd på problemer, da forklaringsvariabelen potensielt kan være korrelert med restleddet i likningen. Det er derfor ikke gitt at den nødvendige eksogenitetsantakelsen er oppfylt slik at MKM gir forventningsrette estimater. Vi stiller av den grunn spørsmålet; foreligger det et endogenitetsbias? I denne vurderingen benyttes en alternativ estimeringsmetode, utviklet i Borowczyk-Martins m.fl. (2012), basert på den generaliserte momentmetoden (GMM). Der instrumenteres de potensielt endogene variablene for å unngå et endogenitetsbias.

Borowczyk-Martins m.fl. (2012) sammenlikner MKM med GMM-estimatet til forklaringsvariabelen og konkluderer med at avviket på 0.14 tilsier at MKM-estimatet er eksponert for et slikt bias. I vårt tilfelle utgjør avviket kun 0.01 og estimering med MKM vil trolig kunne gi forventningsrette estimater. Resultatene baseres imidlertid på at matchingfunksjonen har konstant skalaavkastning. Videre opphever vi derfor denne antakelsen og estimerer elastisiteten med hensyn på arbeidsledige og ledige stillinger med både MKM og GMM. Vi gjennomfører så en t-test og på bakgrunn av MKM-estimeringen forkaster vi nullhypotesen om at funksjonen har konstant skalaavkastning, mens vi med GMM-estimeringen ikke kan forkaste den samme hypotesen.

Et annet interessant aspekt ved den aggregerte matchingfunksjonen er at den automatisk pålegger identisk matchingeffektivitet på tvers av ulike arbeidsmarkedsregioner. Dette tilsier at enhver region fra det sørligste punktet i Lindesnes til det nordligste punktet på Nordkapp kobler arbeidsledige og ledige stillinger like raskt og effektivt. Antakelsen synes å være streng, da det fremstår som mer naturlig å tro at arbeidsmarkedet består av flere atskilte arbeidsmarkedsregioner med ulik matchingeffektivitet. Flere utenlandske studier har derfor sett nærmere på denne problemstillingen. Cole og Smith (1996), Kano og Ohta (2002) og Woong (2015) kom alle frem til at matchingeffektiviteten er heterogen på tvers av regioner i henholdsvis England, Japan og India. Imidlertid fant førstnevnte studie en positiv sammenheng mellom effektiviteten og befolkningsfordelingen, den andre fant en negativ sammenheng, mens sistnevnte ikke fant noen klar relasjon. Det neste spørsmålet oppgaven reiser er derfor om matchingeffektiviteten i Norge er heterogen og således hvor godt bilde den aggregerte matchingfunksjonen gir av hver enkelt arbeidsmarkedsregion. Avslutningsvis vurderes også om det foreligger en sammenheng mellom matchingeffektivitet og befolkningsfordeling.

I del 4 estimeres derfor matchingeffektiviteten på disaggregert nivå, hvor det tas utgangspunkt i Bhuller (2009) sin inndeling av Norge i 46 ulike arbeidsmarkedsregioner. Med identisk matchingelastisitet estimerer vi således en matchingeffektivitet per arbeidsmarkedsregion med MKM. Resultatene tilsier at det eksisterer en tydelig variasjon. Nordmøre, Gudbrandsdalen, Lofoten og Narvik har høyest effektivitet, mens Hammerfest, Kongsberg, Vadsø og Hamar utgjør den nederste delen av listen med lavest effektivitet. Dersom det aggregerte estimatet til effektiviteten benyttes i stedet for de disaggregerte, over/underestimerer matchingfunksjonen antall koblinger med opp til 25 %. Dette indikerer at den aggregerte matchingfunksjonen gir

et misvisende bilde av markedets evne til å koble arbeidsledige og ledige stillinger i flere regioner. I vurderingen av om det foreligger en sammenheng mellom effektivitet og befolkningsfordeling benyttes en dummyvariabel som representerer de 10 største tettstedene fordelt etter innbyggertall. Koeffisienten til dummyvariabelen er signifikant, men så nærme null at vi ikke kan fastslå noen konkret effekt.

I del 5 av oppgaven studeres de aggregerte implikasjonene av arbeidsmarkedsheterogenitet. Fokuset rettes mot de uforklarte bevegelsene i den aggregerte «job-finding» sannsynligheten. Fra 2004 til 2011 samsvarer svingningene i den predikerte og observerte «job-finding» sannsynligheten i stor grad. Etter 2011 oppstår det derimot et skille, da den aggregerte matchingfunksjonen ikke lenger fremstår som en god forenkling av virkeligheten siden restleddet systematisk avviker fra sin forventningsverdi. I likhet med Barnichon og Figura (2015) spør vi om arbeidsmarkedsheterogenitet kan forklare hvorfor det er slik.

Med utgangspunkt i rammeverket til Barnichon og Figura (2015) pålegger vi en konkret struktur på matchingeffektiviteten, som kan dekomponeres i en sammensetningseffekt og en spredningseffekt ved bruk av andre-ordens Taylor-approksimering. Den førstnevnte delen av dekomponeringen fanger opp effekten av en endring i fordelingen av de arbeidsledige mellom arbeidsmarkedregioner med ulik gjennomsnittlig matchingeffektivitet. Sistnevnte del fanger derimot opp effekten av en økt spredning i arbeidsmarkedstramheten på tvers av regionene. Basert på grafene til de ulike effektene kommer det tydelig frem at spredningseffekten er en mulig forklaring på hvorfor restleddet systematisk avviker fra null i det aktuelle tidsrommet. Videre minner formen på kurven til spredningseffekten om utviklingen i oljeprisen fra 2011 og av den grunn undersøker vi om det foreligger en relasjon mellom spredningseffekten og oljeprisutviklingen. Vi analyserer i så måte arbeidsledighets- og vakanseratene til fire av Norges største oljeregioner og fire regioner uten en nevneverdig oljenæring. Det fremkommer av utviklingen i grafene at den økte spredningseffekten trolig kan relateres til det kraftige oljeprisfallet i 2014.

2 Data

I den empiriske delen av oppgaven danner antall arbeidsledige, antall ledige stillinger/vakanser og antall matcher/koblinger mellom arbeidsgivere og arbeidsledige utgangspunktet for gjennomføringen av analysene. Jeg vil i det videre beskrive hver enkelt variabel i nevnt rekkefølge.

2.1 Arbeidsledighet

I Norge har vi to ulike mål for antall arbeidsledige som begge publiseres månedlig. Det ene gjelder dem som er registrert som helt arbeidsledige hos Arbeids- og velferdsetaten (NAV), den såkalte NAV-ledigheten. Det andre er tall over både de registrerte og ikke registrerte arbeidsledige som baseres på intervjuundersøkelser i regi av Statistisk sentralbyrå (SSB), kalt AKU-ledigheten.

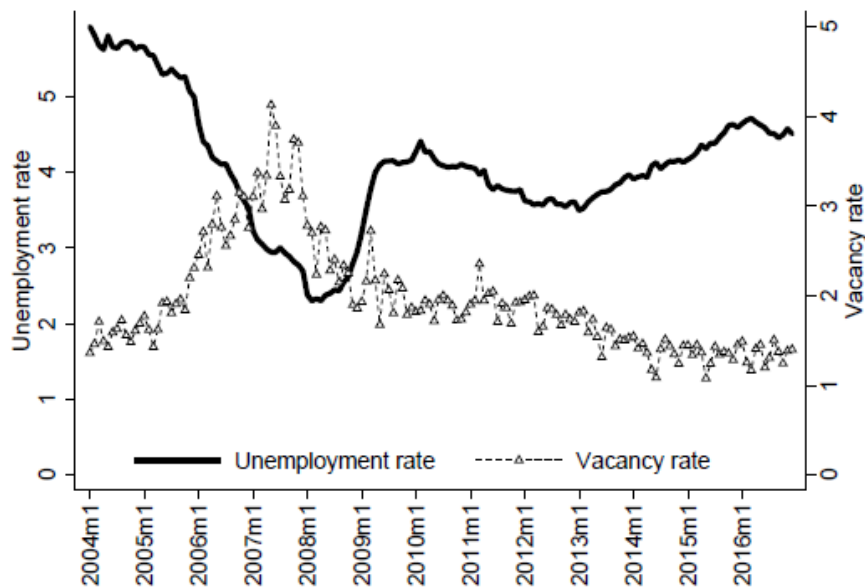
Både AKU- og NAV-ledigheten definerer en arbeidsledig på samme måte. For å bli betraktet som arbeidsledig må man:

1. Være helt uten inntektsgivende arbeid
2. Ha forsøkt å få arbeid
3. Være tilgjengelig for en jobb

Nivåetallet på antall ledige er ulike for de to ledighetsmålene. AKU-ledigheten er gjerne høyere enn NAV-ledigheten ettersom førstnevnte mål også fanger opp dem som søker arbeid uten å registrere seg hos NAV. I vårt tilfelle benyttes NAV sine tall som mål på antall arbeidsledige (U) i den empiriske analysen. Dette inkluderer både de som er helt ledige og delvis ledige i alderen 25-66 år. Dataene for U er derfor hentet fra NAV og strekker seg fra januar 2004 til november 2016.

Figur 1 viser utviklingen i arbeidsledighetsraten i den nevnte tidsperioden. Arbeidsledigheten var høyest i starten av 2004 med en rate på over 5 %. Imidlertid var utviklingen positiv, i form av lavere U, de videre årene frem til 2008. På dette tidspunktet begynte finanskrisen å sette sitt preg på økonomien og dermed observerer vi en stigende kurve. Andelen arbeidsledige flatet ut i 2010 og har så økt gradvis.

Figur 1: Vakanse- og arbeidsledighetsrater i Norge.



Noter: Figuren viser utviklingen i arbeidsledighets- og vakanseraten med månedlige observasjoner fra 2004 til 2016. Arbeidere i alderen 25-66 er inkludert. Kilde: Kostøl (2017)

2.2 Vakanser/ledige stillinger

Arbeidsmarkedslovens hovedregel i § 7 hjemler en plikt for arbeidsgivere til å melde inn sine ledige stillinger til Arbeids- og velferdsetaten (NAV). Informasjonen blir formelt sett innhentet av statistiske grunner, men også i den hensikt å koble arbeidsledige og potensielle arbeidsgivere sammen. Hvorvidt arbeidsgivere overholder rapporteringsplikten i praksis er derimot vanskelig å overvåke. Det er derfor naturlig å spørre hvor godt arbeidsgivernes innrapporterte data representerer alle ledige stillinger som er tilgjengelig på arbeidsmarkedet.

Av den grunn vil jeg sammenlikne NAV sin telling av ledige stillinger med andre potensielle datakilder. Det første alternativet er en undersøkelse gjennomført av SSB, da Norge som et EØS-land er underordnet en fordring fra EU som pålegger landet å levere tall på ledige stillinger etter ulike næringer. For å imøtekomme kravet foretar SSB en undersøkelse av et representativt utvalg på om lag 4 % av norske bedrifter for å samle inn den nødvendige informasjonen (Horgen og Wold, 2012). En ledig stilling defineres på følgende måte:

1. Oppstart innen 30 dager
2. Betalt stilling
3. Eksterne kan søke

4. Fulltid eller deltid
5. Permanent eller midlertidig

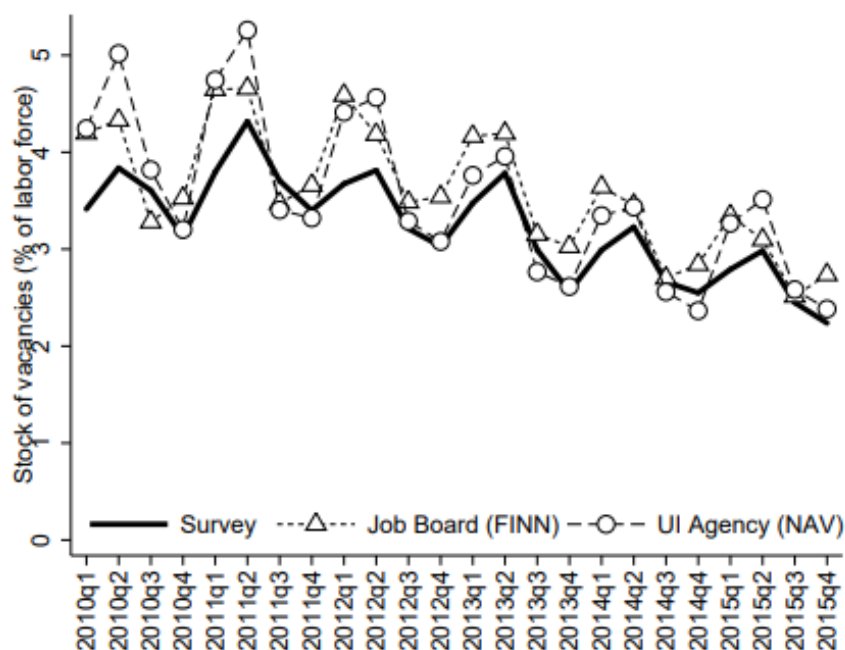
Dataene er tilgjengelig på kvartalsnivå fra 2010 til 2016.

Det neste alternativet er å benytte informasjon om ledige stillinger utlyst via FINN, en av landets største markedsplasser, fra 2001 til 2016. Online rekruttering har blitt svært vanlig det siste tiåret og de totale strømmingene av ledige stillinger fra denne rekrutteringskanalen kan dermed være sammenliknbare med NAV sine tall. For å kunne avgjøre kildens kvalitet og representativitet må vakansene fra FINN omdannes fra strømningsvariabler til beholdningsvariabler. For å oppnå dette følges fremgangsmåten til Kostøl (2017). Først kombineres datoene for når hver ledig stilling blir lagt ut og tas av markedet med informasjon om bedriftenes geografiske lokalisering og industri. Videre bruker vi en miks av ansettelsestider til å beregne et vektet gjennomsnitt av tiden det tar å fylle en ledig stilling for enhver kombinasjon av geografisk lokalisering og yrke. Kombinasjonen av strømmingene og gjennomsnittlig tid benyttes til slutt for å finne den korresponderende beholdningsvariabelen (se Kostøl, 2017).

Trendene i beholdningen av vakanser er presentert i figur 2. Den heltrukne linjen representerer de ledige stillingene fra SSB sin undersøkelse. Stiplet linje med trekant viser derimot ledige stilling utlyst gjennom FINN, mens stiplet linje med sirkel baserer seg på NAV sine data. Beholdningen av vakanser i alle tre tilfellene er dividert på arbeidsstyrken, hvilket omfatter enhver arbeider i alderen 25 til 66 som enten er ansatt eller som aktivt søker etter arbeid. Figuren viser et klart tidsmønster i perioden 2010 til 2016 ettersom de tre kildene utvikler seg på lik måte. Den relative forskjellen mellom kildene er i tillegg stabil over tid.

Ettersom den empiriske analysen krever at vakansene er fordelt per region, samt at utviklingen til de ulike kildene samsvarer i stor grad, begrenser vi oss til kun å benytte ledige stillinger fra NAV i det videre, kalt V.

Figur 2: Trender i vakanseraten.



Noter: Denne figuren viser den aggregerte trenden i vakanseraten ved å bruke de tre datakildene som er beskrevet i teksten. Totalt antall vakanser er dividert på arbeidsstyrken. Kilde: Kostøl (2017)

Figur 1 viser i tillegg til arbeidsledighetsraten i Norge også vakanseraten fra 2004 til 2016, begge justert for månedlige variasjoner. Figuren avslører en sterk invers sammenheng mellom de to tidsseriene. Vakanseraten øker gradvis frem til finanskrisen, fra omtrent 1 % til 4 %. Ved utgangen av 2007 snur dermed den positive trenden og raten synker betraktelig frem til 2010 og synker gradvis deretter.

2.3 Koblinger/matcher

Den siste variabelen som benyttes i den videre analysen er antall matcher mellom arbeidsgivere og arbeidstakere per måned. Det følger av forskrift om arbeidsgiver- og arbeidstakerregisteret (heretter kalt Aa-registeret) § 5 at arbeidsgivere har en plikt til å rapportere inn hvem de ansetter til Aa-registeret, som forvaltes av NAV. Det stilles imidlertid et krav om at arbeidsforholdet må ha en forventet varighet på minst seks dager og gjennomsnittlig fire timer eller mer per uke for at det skal være meldepliktig. I tillegg er det gjort unntak for visse typer arbeidsforhold hvor arbeidsgiver ikke har vanlig instruksjonsmyndighet overfor lønsmottakeren. Selv om registeret består av alle meldepliktige ansettelser i Norge blir kun de matchene (M) som er gjennomført mellom

arbeidsgivere og arbeidsledige tatt i betraktning i denne oppgaven. Arbeidstakere som bytter jobb faller dermed utenfor det aktuelle datasettet. Tallene for M strekker seg over samme periode som for U og V, fra januar 2004 til november 2016.

3 Den aggregerte matchingfunksjonen

3.1 Matching og stramhet i arbeidsmarkedet

Siden matchingfunksjonens spede begynnelse på 70-tallet har empiriske studier stilt spørsmålsteget ved dens funksjonsform, variabler og generelle egenskaper. Av den grunn har det blitt utviklet en rekke ulike matchingfunksjoner som baseres på forskjellige antakelser. I likhet med Borowczyk-Martins m.fl. (2012) velger jeg å benytte den enkleste og kanskje mest anerkjente versjonen, den såkalte aggregerte matching funksjonen $m(V,U)$. Funksjonen relaterer strømmingene av nye ansettelser til beholdningen av arbeidsledige og vakanser/ledige stillinger i markedet. Relasjonen kan fremstilles på følgende måte:

$$(1) \quad M = m(U, V) = AV^\alpha U^\beta$$

hvor M er antall matcher som formes mellom arbeidsgivere og arbeidstakere i en gitt tidsperiode, U er antall arbeidsledige, V er antall ledige stillinger og A er en parameter. En match oppstår på det tidspunktet en arbeidsledig trer inn i en av de ledige stillingene. Som andre empiriske studier velger jeg å benytte en Cobb-Douglas funksjonsform (Petrongolo og Pissarides, 2001). Implisitt følger det av likning (1) en tilleggsantakelse om at de arbeidsledige har identisk og fast søkeintensitet. Det legges også til grunn at matchingen er tilfeldig, i den forstand at alle jobbsøkere har samme utvalgssannsynlighet.

I matchingfunksjonen utgjør α elasticiteten med hensyn på ledige stillinger, mens β er elasticiteten med hensyn på arbeidsledige. Elasticitetene representerer hvordan en økning i vakanser og arbeidsledige påvirker matchingen. Således sier de også noe om arbeidsmarkedets strukturelle forhold. Videre utgjør A en parameter som inkluderer teknologien i matchingprosessen. Teknologi i denne forstand knyttes opp mot markedets evne til å matche arbeidsledige med ledige stillinger. I litteraturen blir derfor A ofte referert til som «matchingeffektiviteten», hvilket jeg benytter i det videre (Borowczyk-Martins m.fl., 2012).

I tillegg innehar A også en tilfeldig komponent hvor sjokk blir fanget opp.

Effektivitetssjokkene kan stamme fra ulike kilder, ofte klassifisert i to kategorier. Den første

kategorien inkluderer alt arbeidsledige og arbeidsgivere foretar seg i søkeprosessen. Den andre kategorien inkluderer derimot sjokk som ikke kan relateres til individuelle beslutninger tilknyttet søkeprosessen, som teknologiske forbedringer i matchingen og aggregeringsproblemer.

Teknologiske forbedringer kan blant annet knyttes til utviklingen av informasjonsteknologi (kalt IT) (Petrongolo og Pissarides, 2001). I arbeidsmarkedet har IT hatt stor betydning for hvor effektivt rekrutteringsprosessene kan gjennomføres. Særlig internettet har bidratt til at arbeidsgiverne kan nå ut til flere potensielle kandidater gjennom sine jobbutlysninger, både via egen hjemmeside og markedsplasser som FINN. Dette har også ført til at arbeidstakerne har fått bedre tilgang på informasjon om de ledige stillingene som eksisterer i markedet.

Til tross for at teknologisk forbedring anses å ha hatt betydelig innvirkning på arbeidsmarkedene i OECD-land, er det aggregeringsproblematikken som har fått mest oppmerksomhet blant økonomer i utlandet (Petrongolo og Pissarides, 2001). Denne problematikken går oftest under betegnelsen «mismatch», et empirisk konsept som måler graden av heterogenitet i arbeidsmarkedet på tvers av ulike dimensjoner. Vanligvis begrenses det til tre dimensjoner: ferdigheter, bransje og lokalisering. Store forskjeller mellom ferdighetene/utdanningen arbeidstakere besitter og arbeidsgivere etterspør øker tidsbruken for å skape en match. Bransje er også av betydning for matching fordi bransjespesifikke ferdigheter ikke nødvendigvis blir plukket opp av generelle ferdighetsmål. Sist, men ikke minst har lokalisering innflytelse på matchingen på grunn av imperfekt mobilitet blant arbeidere.

I det norske arbeidsmarkedet ser vi av dataene at det på samme tid både eksisterer ledige stillinger og arbeidsledige i arbeidsmarkedet. Momentene nevnt ovenfor kan ses på som ulike grunner til at de rette arbeidsgivere og arbeidsledige bruker tid på å finne hverandre, slik at matcher ikke formes momentant. Således fanger matchingeffektiviteten opp friksjoner som foreligger i markedet. Til tross for at den aggregerte matchingfunksjonen (1) fremstår som enkel i den forstand at den inkluderer få variabler og lite kompleksitet, synes den å modellere arbeidsmarkedet på en tilsynelatende realistisk måte.

De fleste empiriske studier av den aggregerte matchingfunksjonen antar konstant skalaavkastning, heretter kalt CRS (Pissarides, 1990). Dette innebærer at $\beta = 1 - \alpha$, slik at en dobling av antall arbeidsledige og ledige stillinger medfører at dobbelt så mange matcher blir

formet på et gitt tidspunkt. Et argument for å innføre CRS-antakelsen er at den impliserer konstant arbeidsledighetsrate langs en «steady-state» vekstbane. CRS får av den grunn frem en teoretisk ønskelig egenskap ved matchingfunksjonen. Til tross for at antakelsen synes å være meget streng, velger jeg allikevel å benytte den i det videre. Senere i oppgaven tester jeg hvorvidt spesifikasjonen er empirisk gyldig.

På bakgrunn av det overnevnte kan (1) uttrykkes slik:

$$(2) \quad M = AV^\alpha U^{1-\alpha}$$

Videre deler vi på U for å finne jobbsøkernes «job-finding rate», F :

$$(3) \quad F = \frac{M}{U} = A \left(\frac{V}{U} \right)^\alpha = A\Theta^\alpha,$$

hvor $\Theta = V/U$ er arbeidsmarkedsstramheten. Mer presist uttrykker Θ hvor mange ledige stillinger som eksisterer per arbeidsledig i markedet. «Job finding» raten utgjør sannsynligheten for at for at enhver ledig arbeidssøker finner seg en jobb i løpet av inneværende måned.

I en standard matching modell (Pissarides, 2000) forutsettes det at bedriftene har fri tilgang til søkemarkedet. Til tross for at det finnes alternative antakelser, velger jeg i likhet med majoriteten av studier å legge denne til grunn. I så tilfelle utlyser bedriftene sine ledige stillinger til en kostnad C per måned såfremt forventningsverdien ved utlysningen er positiv og dermed bedriftsøkonomisk lønnsom. Etterspørselen etter arbeid er dermed bestemt av følgende:

$$(4) \quad C = \frac{M}{V} \times \Pi,$$

hvor Π er den neddiskonterte verdien av en besatt stilling i den gjennomsnittlige bedrift. Arbeidsgivere etterspør arbeidskraft frem til det er oppnådd likhet mellom den marginale flytende kostnaden ved å utlyse stillingen (konstant lik C) og den tilhørende forventede marginalavkastningen som utgjør verdien av å besette en ledig stilling, Π . Dette ganges med sannsynligheten for at en ansettelse finner sted M/V , såfremt matchingen skjer tilfeldig. Fra bedriftens perspektiv er $M/V = F/\Theta = A\Theta^{\alpha-1}$. Subsidiertes M/V inn i likning (4), finner vi:

$$(5) \quad \theta^{1-\alpha} = \frac{\Pi A}{C}$$

Basert på et gitt antall arbeidsledige U , fremkommer det av likningen at arbeidsgivere utlyser flere ledige stillinger dersom Π , den neddiskonterte verdien av en ansettelse, øker. Det utlyses også flere stillinger når kostnaden C reduseres eller matchingeffektiviteten A øker.

3.2 Estimering med minste kvadraters metode

Ved å benytte logaritmer i (3) finner vi en egnet lineær sammenheng mellom f og θ . Små bokstaver representerer for øvrig logaritmer.

$$(6) \quad f = \alpha\theta + a$$

Fokuset i mange studier av den aggregerte matchingfunksjonen er å finne verdien til α , matchingfunksjonens elastisitet med hensyn på ledige stillinger (Borowczyk-Martins m.fl., 2012). En vanlig tilnærming til problemstillingen er å bruke den enkleste og mest anvendelige måten å estimere på, minste kvadraters metode (MKM). Det er på nåværende tidspunkt nødvendig å introdusere en tidsindeks t ettersom det benyttes månedlige observasjoner av f og θ i estimeringen. I likhet med fremgangsmåten brukt av Borowczyk-Martins m.fl. (2012) dekomponeres matchingeffektiviteten a_t som følger: $a_t = \mu + \tau_t + \epsilon_t$. μ betraktes som en konstant, τ_t er en sesongavhengig dummy, mens ϵ_t er en ikke-observerbar komponent. En omskrivning av likning (6) danner utgangspunktet for estimeringen:

$$(7) \quad f_t = \mu + \alpha\theta_t + \tau_t + \epsilon_t$$

Tabell 1 rapporterer estimatene fra MKM anvendt på likning (7). Estimatet for α er 0.284. Det betyr at dersom antall ledige stillinger øker med 1 %, øker antall matcher med 0.284 %. Selv om mange studier i utlandet har estimert α på samme måte, spriker resultatene i stor grad. Samsvarende med det norske resultatet fant Barnichon og Figura (2015) at α er 0.33 med MKM. Borowczyk-Martins m.fl. (2012) og Hall (2005) fant derimot langt høyere estimater for elastisiteten, hvor α tar verdien 0.84 og 0.77. Årsaken til den store variasjonen i

elastisiteten kan eksempelvis skyldes forskjeller i dataene som benyttes i de ulike landene. Ved å bruke totalt antall ansettelses som den avhengige variabel kan en forvente et estimat i intervallet 0.7-0.8. Dersom den avhengige variabelen imidlertid kun måler antall ansettelses blant de arbeidsledige, endres intervallet en forventer at estimatet skal ligge innenfor til 0.3-0.5 (Petrongolo og Pissarides, 2001). På bakgrunn av det kan vi fastslå at de norske tallene synes å være noe lave, dog nært det forventede.

Tabell 1: Estimeringsresultater for den aggregerte matchingfunksjonen, MKM

Variabler	MKM på (7)
α	0.284 (0.022)
μ	-2.281 (0.034)

Som nevnt utgjør elastisiteten med hensyn på ledige stillinger 0.284. Ettersom vi har antatt CRS i matchingfunksjonen beregnes elastisiteten med hensyn på arbeidsledige, β , på følgende måte: $\beta = 1 - \alpha = 1 - 0.284 = 0.716$. Antall matcher øker i langt større grad av en økning i antall arbeidsledige enn av en økning i antall ledige stillinger. Konstantleddet μ er estimert til -2.281. Fri for logaritmer finner vi således at matchingeffektiviteten i Norge er 0.102.

Estimatet er lavere enn det Borowczyk-Martins m.fl. (2012) eksempelvis oppnår, hvor effektiviteten uten logaritmer utgjør 1.043. Også denne forskjellen kan trolig spores tilbake til ulikhetene i datasettet, da det virker naturlig at effektiviteten i et arbeidsmarked hvor hele arbeidsstyrken inkluderes er høyere sammenliknet med en situasjon hvor kun de arbeidsledige blir tatt i betraktning.

For at en skal oppnå forventningsrette estimater ved bruk av MKM må forklaringsvariabelen kunne anses som eksogen i økonometrisk forstand. Dette innebærer at kovariansen mellom restleddet og forklaringsvariabelen er lik null (Bårdsen og Nymoen, 2011). Såfremt betingelsen om fri tilgang til søkemarkedet holder vil (7) kunne inneholde en endogen høyresidevariabel, da (4) impliserer at θ er korrelert med a . En omskriving av (5) til logaritmer gir:

$$(8) \quad \theta = \frac{\pi - c + a}{1 - \alpha}$$

hvor det tydelig fremkommer at $\text{Kov}(\theta, a) \neq 0$. Bruddet på den nødvendige antakelsen ved bruk av MKM kan også fremstilles på en mer intuitiv måte. Ettersom matchingeffektiviteten påvirker «job-finding» raten f i likning (4), betyr det at et skift i effektiviteten direkte påvirker sannsynligheten for at en arbeidsledig får jobb. Tidligere fastslo vi i tillegg at effektiviteten virker inn på bedriftenes insentiv til å utlyse ledige stillinger. Dermed vil et effektivitetsskift både ha en direkte effekt på f og en indirekte effekt gjennom variabelen θ .

3.3 Alternativ estimeringsmetode – den generaliserte momentmetoden

Argumentene ovenfor peker i retning av at MKM-estimatet til den aggregerte matchingfunksjonen kan være eksponert for et endogenitetsbias grunnet søkeatferden til arbeidsgiverne. I litteraturen har denne kilden til bias nærmest blitt ignorert før 2012, da forskere hovedsakelig konsentrerte seg om tidsaggregering og fundamentale spesifikasjonsproblemer (Borowczyk-Martins m.fl., 2012). Selv om dette også er viktige problemstillinger, settes de til side i det videre. Dermed rettes fokuset kun mot å implementere en estimeringsmetode som er immun mot systematiske feil oppstått på grunn av potensielt endogene variabler.

For å unngå endogenitetsproblemet benytter vi en alternativ metode kalt den generaliserte momentmetoden (GMM) som er implementert i Borowczyk-Martins m.fl. (2012). Ved bruk av GMM tar vi også utgangspunkt i likning (7) når koeffisientene skal estimeres. I motsetning til estimering med MKM pålegger vi den stokastiske komponenten til matchingeffektiviteten ϵ_t å følge en ARMA(p,q) prosess:

$$(9) \quad \epsilon_t = \sum_{l=1}^p \rho_l \epsilon_{t-l} + \sum_{l=1}^q \sigma_l \omega_t$$

Som det fremkommer av likning (9) består ARMA(p,q) av en blandet prosess som inkluderer en autoregressiv del (AR) og et glidende gjennomsnitt (MA). AR-delen innebærer at ϵ_t blir estimert på bakgrunn av sine tidligere verdier, mens MA-delen utgjør derimot en lineær kombinasjon av hvitt-støy-variabelen ω_t fra både fortiden og samtiden (Bårdsen og Nymoen, 2014).

Videre velger vi $p = 2$ og $q = 2$ og benytter det i (9):

$$(9.1) \quad \epsilon_t = \rho_1 \epsilon_{t-1} + \rho_2 \epsilon_{t-2} + \sigma_1 \omega_t + \sigma_2 \omega_{t-1}$$

Setter inn for (9.1) i (7):

$$f_t = \mu + \alpha \theta_t + \tau_t + \rho_1 \epsilon_{t-1} + \rho_2 \epsilon_{t-2} + \sigma_1 \omega_t + \sigma_2 \omega_{t-1}$$

Setter deretter inn for ϵ_{t-1} og ϵ_{t-2} :

$$f_t = \mu + \alpha \theta_t + \tau_t + \rho_1 (f_{t-1} - \mu - \alpha \theta_{t-1} - \tau_{t-1}) + \rho_2 (f_{t-2} - \mu - \alpha \theta_{t-2} - \tau_{t-2}) + \sigma_1 \omega_t + \sigma_2 \omega_{t-1}$$

\Leftrightarrow

$$f_t = (1 - \rho_1 - \rho_2) \mu + \alpha \theta_t + \rho_1 f_{t-1} + \rho_2 f_{t-2} - \alpha \rho_1 \theta_{t-1} - \alpha \rho_2 \theta_{t-2} + \tau_t - \rho_1 \tau_{t-1} - \rho_2 \tau_{t-2} + \sigma_1 \omega_t + \sigma_2 \omega_{t-1}$$

\Leftrightarrow

$$f_t = \left(1 - \sum_{l=1}^2 \rho_l\right) \mu + \alpha \theta_t + \sum_{l=1}^2 \rho_l f_{t-l} - \sum_{l=1}^2 \rho_l \alpha \theta_{t-l} + \tau_t - \rho_1 \tau_{t-1} - \rho_2 \tau_{t-2} + \sigma_1 \omega_t + \sigma_2 \omega_{t-1} \quad (10)$$

Likningen kan generaliseres til å gjelde for alle verdier av p og q :

$$(11) \quad f_t = v + \sum_{l=1}^p \rho_l f_{t-l} + \alpha \theta_t - \sum_{l=1}^p \lambda_l \theta_{t-l} + P(\mathbf{L}) \tau_t + Q(\mathbf{L}) \omega_t$$

Likning (11) benytter bakoverpolynomer, definert på følgende måte:

$$P(\mathbf{L}) := 1 - \sum_{l=1}^p \rho_l \mathbf{L}^l,$$

$$Q(\mathbf{L}) := \sum_{l=1}^q \sigma_l \mathbf{L}^l$$

samtidig som konstantleddet defineres slik:

$$v = \left(1 - \sum_{l=1}^p \rho_l \right) \mu$$

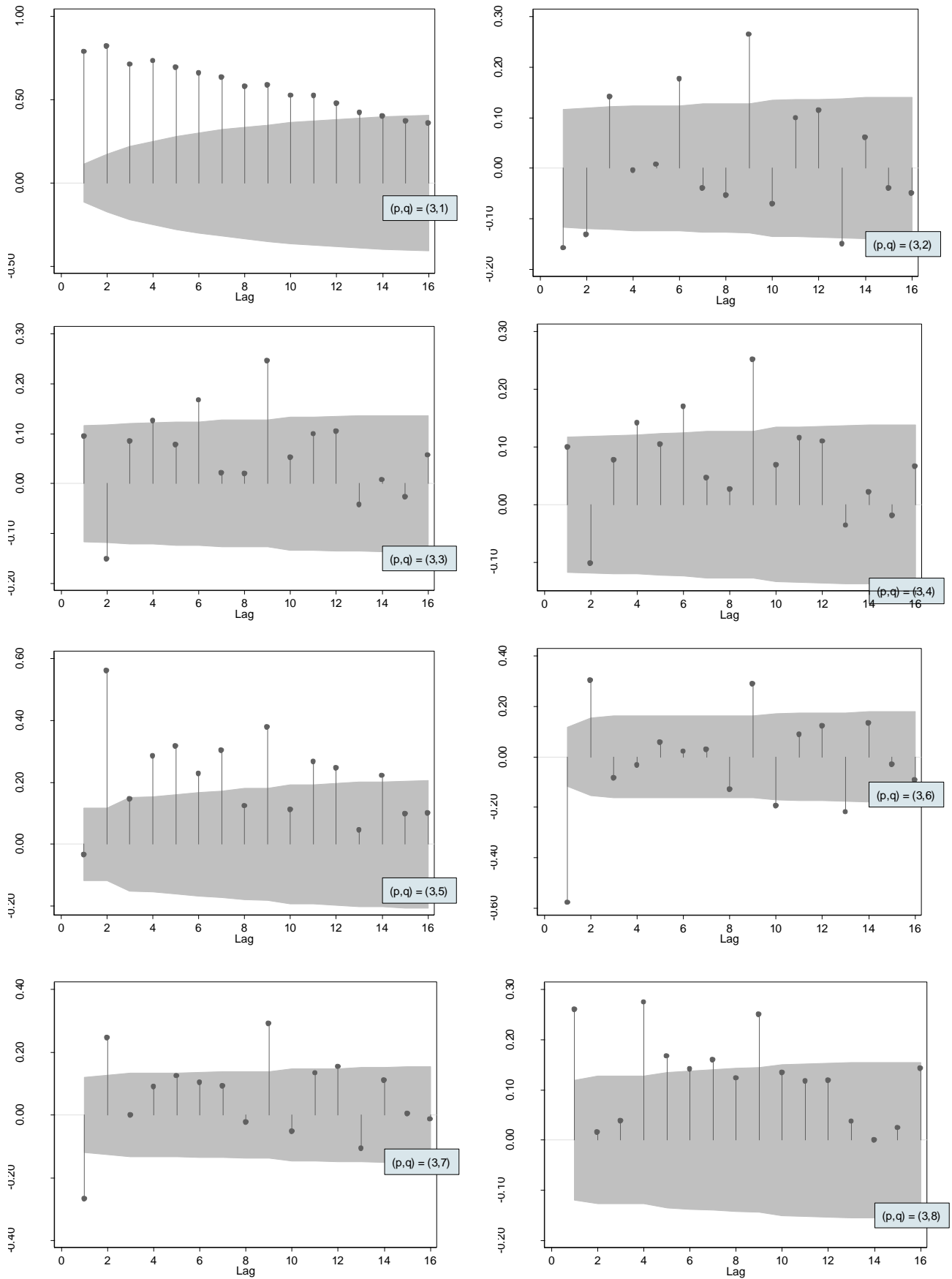
og koeffisienten til θ_{t-l} slik:

$$\forall l: \lambda_l = \alpha \rho_l$$

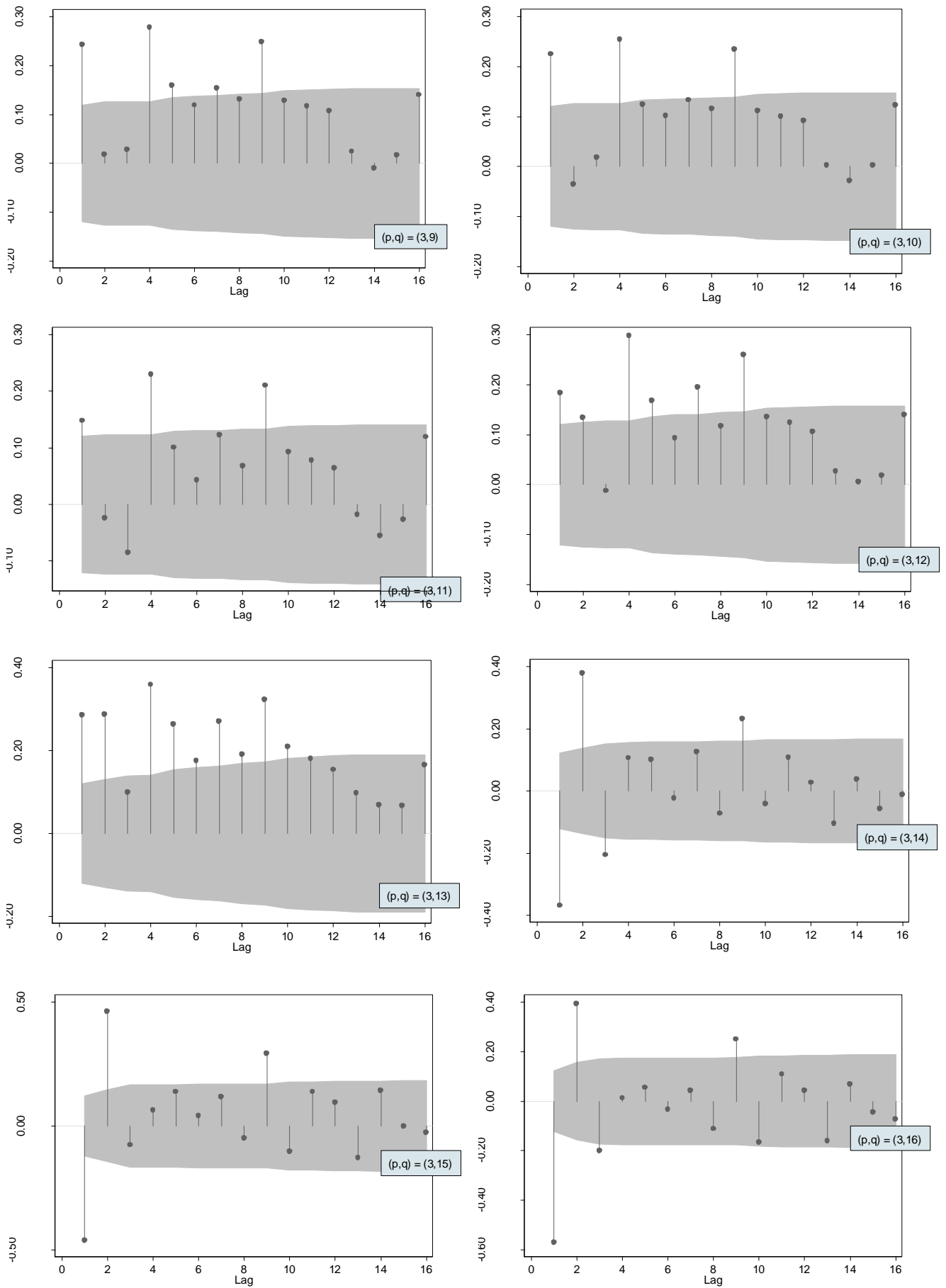
Ettersom likning (11) utarbeides fra den samme likningen som ble benyttet under MKM, består denne potensielt også av endogene høyresidevariabler. De endogene variablene utgjør i dette tilfellet $(\theta_t, \dots, \theta_{t-\min\{p,q\}})$ og $(f_{t-1}, \dots, f_{t-\min\{p,q\}})$ hvis $q \geq 1$. Totalt er det $p + 1$ koeffisienter som skal estimeres, elastisiteten α og ρ_l autoregressive koeffisienter. For at (11) skal kunne estimeres konsistent med GMM må alle potensielt endogene variabler ha et tilhørende instrument. Ethvert instrument må inneha to egenskaper for å være gyldig: (Bårdsen og Nymoen, 2011)

1. Det må være korrelert med forklaringsvariabelen den fungerer som et instrument for.
2. Det må være ukorrelert med restleddet i likningen som estimeres.

I vårt tilfelle impliserer strukturen som er pålagt matchingeffektivitetssjokkene at etterslep av variablene θ_t og/eller f_t er valide instrumenter for $(\theta_t, \dots, \theta_{t-\min\{p,q\}})$ og $(f_{t-1}, \dots, f_{t-\min\{p,q\}})$, såfremt $l \geq q + 1$. Identifikasjon krever at det foreligger minst like mange instrumenter som endogene variabler. I vårt tilfelle betyr det at modellen ikke bare er eksakt identifisert, men potensielt overidentifisert.



Figur 3: Autokorrelasjonsplott for $p = 3$ og $q \in [1, 8]$



Figur 4: Autokorrelasjonsplott for $p = 3$ og $q \in [9, 16]$

Før vi kan gjennomføre GMM-estimeringen av likning (11) må vi i tillegg avgjøre hvor mange etterslep som skal benyttes i AR og MA-delen. Borowczyk-Martins m.fl. (2012) benytter en spesifikk metode for utvelgelsen. Først estimeres likning (11) for alle verdier av (p,q) i nettet $(p,q) \in \{1, \dots, \bar{p}\} \times \{0, \dots, \bar{q}\}$. Videre velger de den høyeste verdien for p som estimerer statistisk signifikante autoregressive koeffisienter p_l opp til orden p . Avslutningsvis blir q avgjort ved en inspeksjon av autokorrelasjonsplottet til restleddet $Q(\mathbf{L})\omega_t$, som er en grafisk fremstilling av restleddets verdi i forhold til dens tidligere verdier.

Ved å følge samme metode som beskrevet ovenfor, estimerer vi modellens parametere for ulike verdier av (p,q) . Likning (11) estimeres dermed for enhver kombinasjon av (p,q) i intervallet $\{1, \dots, 4\} \times \{0, \dots, 6\}$. Årsaken til at akkurat disse verdiene plukkes ut er hovedsakelig plassbegrensningen i tabell 7 og 8, samt at estimatene er relativt stabile for høyere verdier av q . Tabell 7 viser estimatene når modellen er eksakt identifisert. I tabell 8 suppleres derimot den eksakt identifiserte modellen med et ekstra instrument, slik at modellen er å betrakte som overidentifisert. Av tabell 7 ser vi tydelig at alle estimatene til koeffisientene p_l ikke er signifikante på et 5 % signifikansnivå. Benytter vi den overidentifiserte modellen blir estimatene for p_l mer presise og dermed finner vi at koeffisientene p_1, p_2 , og p_3 er signifikante på ethvert nivå for minst en verdi av q . Av den grunn velger vi $p = 3$.

Videre velges q på bakgrunn av autokorrelasjonsplottene. Poenget er at residualene skal ligge innenfor et 90 % konfidensintervall representert ved det grå feltet. Borowczyk-Martins m.fl. (2012) kom frem til at det var nødvendig å inkludere tre etterslep, $q = 3$, for at de resterende restleddene skulle ligge innenfor det grå feltet. I vårt tilfelle synes ikke plottene å være like overbevisende for lave verdier av q , da flere restledd strekker seg langt utover sine konfidensintervaller, samtidig som plottene generelt varierer mye. For høyere verdier av q , nærmere bestemt $q \geq 10$, ser vi derimot at restleddene fremstår som tilstrekkelig samlet og oppfører seg med det mer ønskelig. Av den grunn synes $q = 10$ å være et passende valg.

En stor fordel med denne type seleksjonsprosess er at en raskt kan fastslå hvor sensitive estimatene til matchingfunksjonens elastisitet α er for ulike verdier av (p,q) . Basert på en visuell vurdering av tabell 3, ser vi tydelig at elastisiteten er relativt stabil for verdier av p mellom en og tre, frem til q er lik seks. For høyere verdier av q enn tabellen viser endrer imidlertid elastisiteten seg minimalt. Dermed er sensitiviteten lav og det konkrete valget for (p,q) er av mindre betydning for den videre konklusjon.

Det siste som gjenstår for å kunne gjennomføre GMM-estimeringen er å kartlegge mer konkret hvilke variabler som skal fungere som instrumenter for de potensielt endogene forklaringsvariablene. Siden $(p,q) = (3,10)$ skal de fire parameterne $(\alpha, \rho_1, \rho_2, \rho_3)$ estimeres og derav er det behov for følgende fire tilhørende instrumenter $(\theta_{t-11}, \theta_{t-12}, \theta_{t-13}$ og $\theta_{t-14})$.

Med det har vi foretatt alle nødvendige valg og spesifisert de essensielle antakelsene for å kunne estimere koeffisientene konsistent. Spørsmålet i det videre er om det faktisk foreligger et endogenitetsbias ved bruk av norske data.

Tabell 2 viser resultatene estimert med den alternative metoden GMM. Det fremkommer tydelig av første rad at elastisiteten α , er tilnærmet identisk med estimatet fra MKM, lik 0.284. Forskjellen på de to metodene utgjør med det kun 0.001. Estimatet til β avviker med samme mengde grunnet CRS-antakelsen. Det betyr at dersom MKM benyttes i stedet for GMM, vil den systematiske feilen oppstått på grunn av endogene variabler være minimal. Således gir resultatene inntrykk av at det ikke foreligger et endogenitetsbias når norske data benyttes. Dette er en stor fordel siden GMM er en langt mer komplisert måte å estimere på enn MKM. GMM estimerte i tillegg ρ_l skuffende lite presist.

Tabell 2: Estimeringsresultater for den aggregerte matchingfunksjonen, GMM

	GMM på (11)
α	0.285 (0.102)
μ	-1.030 (1.479)
ρ_1	-0.529 (0.418)
ρ_2	0.210 (0.387)
ρ_3	0.870 (0.337)

Retter vi igjen blikket mot tilsvarende utenlandske studier, avviker også her resultatene betraktelig. Nok en gang samsvarer Barnichon og Figura (2015) med norske resultater, hvor de kommer frem til at det ikke foreligger et endogenitetsbias. Dette fordi estimatet oppnådd med GMM avviker fra MKM-estimatet med 0.01. Borowczyk-Martins m.fl. (2012) kommer

imidlertid frem til det klart foreligger et endogenitetsbias, da forskjellen mellom metodene utgjør om lag 0.14. Konklusjonene fra de nevnte studiene er dermed svært ulike. Årsaken til hvorfor disse forskjellene oppstår er det knyttet usikkerhet til. Teoretisk sett stammer biaset fra at «job-finding» raten indirekte blir påvirket av en endring i matchingeffektiviteten gjennom arbeidsgiveres insentiv til å lyse ut stillinger. Det synes rimelig å tro at arbeidsgivere responderer nogen lunde likt på tvers av landegrenser og at årsaken av den grunn ikke kan knyttes til ulik atferd.

Mer fornuftig kan det være å fokusere på forskjeller ved datasettene som er benyttet. Borowczyk-Martins m.fl. (2012) baserer eksempelvis antall ledige stillinger og matcher på JOLTS, «Job Openings and Labor Turnover Survey», en undersøkelse for arbeidsgivere. De norske dataene stammer derimot fra innrapporterte tall til NAV. Etersom dataene er hentet inn på ulike måter kan det ha betydning for resultatet. Det største avviket mellom dataene fra USA og Norge er derimot hvordan antall ansettelser blir definert. JOLTS inkluderer alle ansettelser som blir gjort, både når arbeidsledige får en jobb og når allerede sysselsatte trer inn i en ny stilling. Norske data inkluderer imidlertid kun ansettelser av arbeidsledige. Det betyr at de norske dataene synes å være mer presise enn de som blir benyttet i USA, hvilket kan bidra til å forsterke utslagene vi ser i estimatene.

3.4 Spesifikasjonsfeil

I det foregående har estimeringene av matchingfunksjonen blitt gjennomført på bakgrunn av antakelsen om CRS. Selv om dette er en meget streng antakelse fremkommer det av mange utenlandske studier at CRS ikke kan avvises. Pissarides (1986), Layard m.fl. (1991), Van Ours (1991), Burda (1993) og Blanchard og Diamond (1990) er alle eksempler på dette. Det er derimot ikke gitt at summen av matchingfunksjonens elastisitet med hensyn på ledige stillinger og med hensyn på arbeidsledige er lik en når norske data benyttes. Potensielt kan et slikt avvik påvirke resultatene og dermed konklusjonene som trukket. Av den grunn synes det naturlig å vurdere spesifikasjonens empiriske gyldighet.

For å teste den teoretisk ønskelige egenskapen tar vi utgangspunkt i den grunnleggende aggregerte matchingfunksjonen (1), samtidig som CRS-antakelsen $\beta = 1 - \alpha$ oppheves. Da ser funksjonen slik ut:

$$(12) \quad M = AV^\alpha U^\beta$$

Følger vi samme fremgangsmåte som tidligere ved å dele på U , finner vi «job-finding» raten:

$$F = \frac{M}{U} = \frac{AV^\alpha U^\beta}{U}$$

\Leftrightarrow

$$F = AV^\alpha U^{\beta-1} \times \frac{U^\alpha}{U^\alpha}$$

\Leftrightarrow

$$(13) \quad F = AU^{\alpha+\beta-1}\Theta^\alpha$$

hvor $\Theta = V/U$. Videre tar vi logaritmen til uttrykket (13):

$$f = a_t + (\alpha + \beta - 1)u_t + \alpha\theta_t$$

Til slutt påpekes det at a_t dekomponeres på samme måte som tidligere:

$$(14) \quad f = \mu + \tau_t + (\alpha + \beta - 1)u_t + \alpha\theta_t + \epsilon_t$$

Likning (14) estimeres så med MKM og estimatene fremkommer av tabell 3, andre kolonne. Elastisiteten α estimeres til en verdi langt lavere enn tidligere, $\alpha = 0.08$. I tillegg er estimatet lite presist ettersom koeffisienten ikke er signifikant. Som vi ser av (14) defineres $\tilde{\beta} = \alpha + \beta - 1$. Løser vi likningen for β og setter inn for de resterende estimerte koeffisientene finner vi at $\beta = 1 + \tilde{\beta} - \alpha = 1 - 0.396 - 0.08 = 0.524$, som representerer matchingfunksjonens elastisitet med hensyn på arbeidsledige. Også dette estimatet er lavere enn det som ble oppnådd under CRS.

Vi kan enkelt foreta en test av CRS ved å sjekke om nullhypotesen $\tilde{\beta} = 0$ er sann, mot den alternative hypotesen $\tilde{\beta} \neq 0$. Signifikansnivået settes til 0.05. Sannsynligheten for at det som blir observert avviker fra nullhypotesen, gitt at nullhypotesen er korrekt, er vår p-verdi. Dersom p-verdien er lavere enn 0.05, forkastes nullhypotesen og resultatet er statistisk signifikant (Bårdsen og Nymoen, 2011). Vi regner ut vår p-verdi som er lik 0.0072 og forkaster av den grunn nullhypotesen. I tillegg utgjør summen av elastisitetene totalt 0.61, hvilket er betraktelig lavere enn 1. Disse momentene taler isolert sett for at

matchingfunksjonen estimert med MKM har en avtakende og ikke konstant skalaavkastning. På den annen side fremstår størrelsen på estimatet til α som lite troverdig under førstnevnte antakelse.

Videre kan vi estimere matchingfunksjonen med GMM (uten CRS) for å vurdere hvorvidt dette også gir en indikasjon på at CRS-antakelsen er uegnet. GMM-estimeringen benytter samme fremgangsmåte som i tilfellet uten CRS, der ϵ_t følger en ARMA (3,10) prosess. Til forskjell fra tidligere tar vi utgangspunkt i (14) i stedet for (7) og finner:

$$f_t = \left(1 - \sum_{l=1}^p \rho_l\right)\mu + \sum_{l=1}^p \rho_l f_{t-l} + \alpha \left(\theta_t - \sum_{l=1}^p \rho_l \theta_{t-l}\right) + \tilde{\beta} \left(u_t - \sum_{l=1}^p \rho_l u_{t-l}\right) + P(\mathbf{L})\tau_t + Q(\mathbf{L})\omega_{t-l} \quad (15)$$

hvor $\tilde{\beta} = \alpha + \beta - 1$. For at modellen skal være identifisert må det benyttes et ekstra instrument, siden variabelen u_t er lagt til i likningen.

Resultatene fra GMM-estimeringen vises i tabell 3, tredje kolonne. Opphevelsen av CRS-antakelsen har gjort estimatene svært upresise, særlig gjelder dette for koeffisienten $\tilde{\beta}$. Også i dette tilfellet kan vi teste hvorvidt nullhypotesen $\tilde{\beta} = 0$ holder mot den alternative hypotesen $\tilde{\beta} \neq 0$. Vi benytter samme fremgangsmåte som tidligere og setter signifikansnivået til 0.05. Nullhypotesen blir forkastet såfremt p-verdien er lavere enn 0.05. P-verdien utgjør i dette tilfellet 0.9362, hvilket betyr at hypotesen og dermed CRS-antakelsen ikke kan forkastes. Videre kan vi finne β ved å ta utgangspunkt i dens definisjon og sette inn for estimatene til α og $\tilde{\beta}$. $\beta = 1 + \tilde{\beta} - \alpha = 1 - 0.053 - 0.212 = 0.735$. Rent visuelt ser vi dermed at både α og β ligger relativt tett opptil nivået estimert med CRS og at summen av de to utgjør 0.947. Sistnevnte sum synes å være så nærme 1 at CRS fremstår som en rimelig antakelse å legge til grunn.

Tabell 3: Estimeringsresultater MKM og GMM, uten konstant skalaavkastning

	1 MKM på (13)	2 GMM på (14)
α	0.085 (0.074)	0.212 (0.412)
$\tilde{\beta}$	-0.396 (0.147)	-0.053 (0.694)
μ	1.980 (1.596)	-0.395 (1.637)
ρ_1	-	-0.412 (0.296)
ρ_2	-	0.284 (0.208)
ρ_3	-	0.906 (0.257)

4 Matchingeffektiviteter på regionsnivå

Siden Blanchard og Diamond (1989) har de første studiene av matchingfunksjonen blitt gjennomført med data på aggregert nivå. Dette skyldes delvis at målet med teorien om likevektsledighet er å beskrive arbeidsledighetens makroøkonomiske utvikling, men også at disaggregerte data for arbeidsledighet, vakanser og antall matcher formet per måned er vanskelig å oppdrive. Ulempen ved å estimere matchingfunksjonen på aggregert nivå er at en automatisk pålegger funksjonen en streng antakelse, da matchingeffektiviteten må være identisk på tvers av regioner innad i landet. Således betraktes arbeidsmarkedet som et samlet marked, til tross for at det synes mer rimelig å tro at markedet består av flere adskilte arbeidsmarkedsregioner med forskjellig effektivitet.

Flere studier har derfor sett nærmere på denne problematikken. Cole og Smith (1996) gjennomførte en studie av matchingeffektiviteten i England og Wales på disaggregert nivå, hvor de konkluderte med at effektiviteten er heterogen på tvers av regioner. De argumenterte i sin analyse for at mer komprimerte arbeidsmarkeder med høy befolkningstetthet er i stand til å absorbere arbeidsledige og vakanser med større suksess. For et gitt nivå på arbeidsledigheten og ledige stillinger, vil begge parter komme nærmere hverandre og kommunisere på en lettere og mindre innsatskrevende måte i mer urbane strøk, hevder dem. I teorien om likevektsledighet innebærer dette reduserte søkekostnader.

Kano og Ohta (2002) utførte en tilsvarende studie fra Japan hvor de også kom frem til at ulike deler av arbeidsmarkedet kobler arbeidsledige og vakanser med varierende effektivitet. I motsetning til Cole og Smith (1996) fant de videre en negativ sammenheng mellom befolkningsfordelingen og matchingeffektiviteten. En grunn til at denne negative sammenhengen kan forekomme er at kompetansekravene arbeidsgivere har og kompetansen arbeidstakere besitter i bynære strøk avviker fra distriktene. Ettersom fordelingen til kompetansekrav og kompetansebesittelse er mer spredt i de urbane områdene, kan formingen av matcher således bli vanskeligere.

I likhet med de to overnevnte studiene konkluderer også Woong (2015) med at matchingeffektiviteten er heterogen på tvers av regioner i arbeidsmarkedet i India. Imidlertid

finner han ingen klar sammenheng mellom hvor effektivt arbeidsmarkedet former matcher og befolkningsfordelingen.

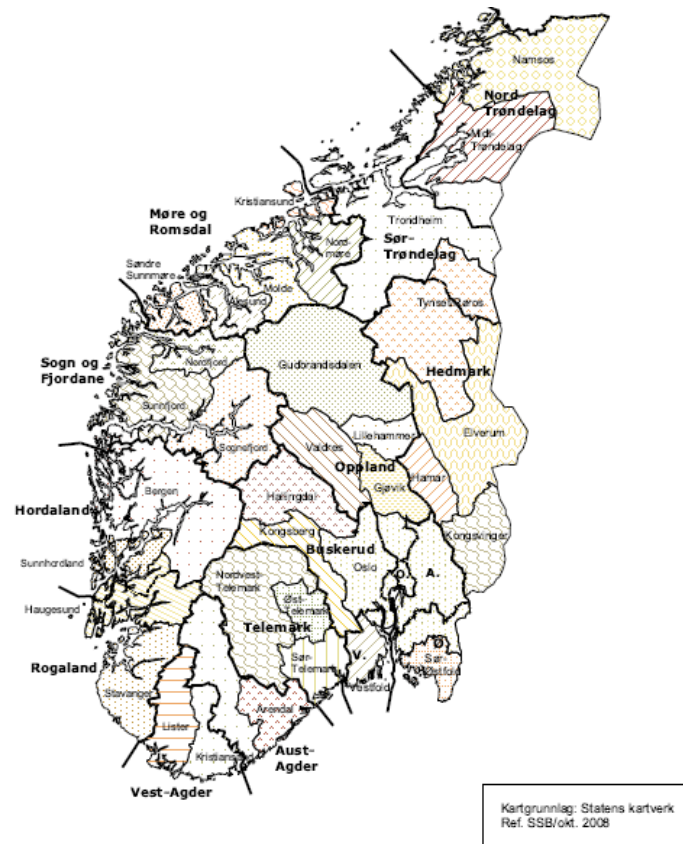
Samtlige av de nevnte utenlandske studiene kommer frem til at matchingeffektiviteten varierer i stor grad mellom regioner. Noen deler av arbeidsmarkedet former derfor nye matcher på en raskere og bedre måte enn andre, hvilket gjør at det aggregerte estimatet kan fremstå som misvisende. Hvorvidt det foreligger et slikt avvik mellom effektiviteten på aggregert og disaggregert nivå i Norge synes derfor interessant.

Ved estimering av de regionale matchingeffektivitetene spiller det ingen rolle hvorvidt vi benytter MKM eller GMM for å unngå et endogenitetsbias, jfr. del 3. Det fremstår derfor naturlig å velge den enkleste metoden, MKM. Avgjørende for estimatenes størrelse er hvilken inndeling av arbeidsmarkedet som blir lagt til grunn. I *Standard for økonomiske regioner* foreslo SSB en inndeling av Norges økonomiske regioner (Statistisk Sentralbyrå, 2002). Denne inndelingen er hovedsakelig ment som et hensiktsmessig publiseringsnivå for statistikk som ligger mellom nivået for kommuner og fylker. En svakhet med inndelingen er at hver av de økonomiske regionene ikke tillates å inneholde områder fra mer enn ett fylke. I analyser av arbeidsmarkedet er det imidlertid ønskelig at inndelingen er uavhengig av fylkesgrenser.

Bhuller (2009) har derfor laget et supplement til *Standard for økonomiske regioner*, der han deler arbeidsmarkedet inn i 46 ulike regioner. I motsetning til inndelingen av økonomiske regioner er kravet om uoppløselige fylkesgrenser opphevet. Hovedsakelig baseres den nye inndelingen på pendlerstatistikk fra 2002-2006. De 46 lokale arbeidsmarkedsregionene kan imidlertid ikke sees på som funksjonelle arbeidsmarkedsregioner. Allikevel synes de å hensynta sentrale faktorer som danner hensiktsmessige geografiske avgrensninger mellom regionale arbeidsmarkeder.

Ettersom litteraturen ikke har konkludert med hvilke kriterier som må tas i betraktning for å danne egnede segmenter, tas det utgangspunkt i Bhuller (2009) sin inndeling av arbeidsmarkedsregioner når jeg i det videre skal estimere matchingfunksjonen på disaggregert/regionalt nivå.

Figur 5: Inndeling arbeidsmarkedsregioner Sør-Norge. Kilde: Bhuller (2009)



Figur 6: Inndeling arbeidsmarkedsregioner Nord-Norge. Kilde: Bhuller (2009)



Tabell 4: Estimeringsresultater for μ per arbeidsmarkedsregion

Arbeidsmarkeds- region	μ ($\alpha = 0.284$)
Sør-Østfold	-2.274 (0.043)
Oslo	-2.256 (0.031)
Vestfold	-2.204 (0.036)
Kongsberg	-2.439 (0.067)
Hallingdal	-2.313 (0.116)
Valdres	-2.318 (0.079)
Gudbrandsdalen	-2.144 (0.059)
Lillehammer	-2.372 (0.069)
Gjøvik	-2.372 (0.054)
Hamar	-2.428 (0.041)
Kongsvinger	-2.327 (0.042)
Elverum	-2.219 (0.061)
Tynset/Røros	-2.332 (0.063)
Nordvest-Telemark	-2.275 (0.092)
Øst-Telemark	-2.222 (0.056)
Sør-Telemark	-2.213 (0.026)
Arendal	-2.273 (0.059)
Kristiansand	-2.248 (0.046)
Lister	-2.336 (0.059)
Stavanger	-2.393 (0.045)
Haugesund	-2.374 (0.046)
Sunnhordaland	-2.269 (0.063)

Bergen	-2.280 (0.039)
Sunnfjord	-2.377 (0.060)
Sognefjorden	-2.349 (0.069)
Nordfjord	-2.424 (0.074)
Søndre Sunnmøre	-2.302 (0.061)
Ålesund	-2.266 (0.052)
Molde	-2.303 (0.041)
Nordmøre	-2.039 (0.091)
Kristiansund	-2.298 (0.055)
Trondheim	-2.236 (0.040)
Midt-Trøndelag	-2.241 (0.047)
Namsos	-2.289 (0.057)
Ytre Helgeland	-2.251 (0.035)
Indre Helgeland	-2.274 (0.054)
Bodø	-2.355 (0.037)
Narvik	-2.171 (0.070)
Vesterålen	-2.310 (0.074)
Lofoten	-2.152 (0.044)
Harstad	-2.209 (0.049)
Midt-Troms	-2.261 (0.058)
Tromsø	-2.269 (0.037)
Alta	-2.341 (0.069)
Hammerfest	-2.479 (0.055)
Vadsø	-2.433 (0.050)

Tabell 4 viser estimatene til matchingeffektiviteten, μ , per arbeidsmarkedsregion i andre kolonne. For at det skal være enklest mulig å sammenlikne de ulike effektivitetsestimaterne antas det i tråd med mismatchlitteraturen at matchingelastisiteten α er konstant mellom regionene (Jackman og Roper 1987, Padoa Schioppa 1991, Sahin m.fl. 2014). α er derfor satt til det aggregerte estimatet 0.284

Med det blotte øyet ser vi at det eksisterer enn viss variasjon i μ . Arbeidsmarkedsregionene Nordmøre, Gudbrandsdalen, Lofoten og Narvik har høyest matchingeffektivitet med tilhørende estimer på henholdsvis -2.039, -2.144, -2.152 og -2.171. Regionene Hammerfest, Kongsberg, Vadsø og Hamar har lavest effektivitet med følgende estimer: -2.479, -2.439, -2.433 og -2.428. Effektiviteten i de resterende regionene ligger derfor innenfor intervallet -2.479 og -2.039. Forskjellen mellom den laveste effektiviteten og det aggregerte estimatet er 0.19, mens tilsvarende differanse for den høyeste effektiviteten er 0.242. Isolert sett fremstår differansene som små. Imidlertid gir differansene i seg selv ingen informasjon om hvilken betydning de har for antall formede matcher per måned. Det er derfor ønskelig å finne ut hvor stor feil som begås i regionene med høyest og lavest μ , henholdsvis Nordmøre og Hammerfest. For å vurdere dette nærmere benytter vi matchingfunksjonen (1).

I første omgang setter vi inn for antall arbeidsledige og ledige stillinger som befinner seg på Nordmøre, samt det aggregerte effektivitetsestimateret fri for logaritmer, tilsvarende 0.102. I neste omgang benytter vi de samme tallene for arbeidsledige og ledige stillinger, men bytter ut det aggregerte estimatet med det disaggregerte uten logaritmer på henholdsvis 0.13. α settes til 0.284, jfr del 3.2. I det aggregerte tilfellet finner vi at 28 matcher formes, mens i det disaggregerte tilfellet formes 35 matcher. Forskjellen på antall formede matcher i de to tilfellene utgjør således 25 %.

Videre retter vi blikket mot arbeidsmarkedsregionen med lavest matchingeffektivitet, Hammerfest. Ved å benytte samme fremgangsmåte som ovenfor finner vi følgende. I det aggregerte tilfellet tilsier matchingfunksjonen at det formes 52 matcher, mens i det disaggregerte tilfellet matches kun 41 arbeidere med riktig arbeidsgiver. Det betyr at forskjellen i antall koblinger utgjør 21.1 %.

Resultatene tilsier at forskjellene i effektivitetsestimateret har stor betydning for hvor mange matcher som formes per måned. Avvikene er størst for Nordmøre og Hammerfest, ettersom

estimatet i disse regionene ligger lengst unna det aggregerte. Feilen som begås i disse tilfellene utgjør opp mot 25 % og det hersker liten tvil om at den aggregerte matchingfunksjonen gir et misvisende bilde av arbeidsmarkedet i de nevnte regionene. I andre regioner synes derimot det aggregerte estimatet å gi en mer overbevisende fremstilling av hvor godt markedet former nye matcher. Eksempelvis utgjør effektiviteten -2.256 for Østlandet, kalt Oslo. I så tilfelle er feilmarginen kun 3 % ved å benytte det aggregerte fremfor det disaggregerte estimatet.

I tråd med Cole og Smith (1996), Kano og Uhta (2002) og Woong (2015) ser vi at ulike deler av arbeidsmarkedet kobler arbeidsledige og vakanser med varierende effektivitet. De nevnte studiene tar også for seg sammenhengen mellom effektivitet og befolkningsfordeling. Det neste spørsmålet er derfor om det foreligger en slik positiv eller negativ sammenheng i det norske arbeidsmarkedet.

Mer konkret er det ønskelig å finne ut hvorvidt variasjonen i arbeidsmarkedets effektivitet kan knyttes til størrelsen på befolkningen i de ulike regionene. For en visuell betraktning viser tabell 5 en oversikt over de 10 største tettstedene basert på innbyggertall, med tilhørende effektivitetsestimat. Vi ser at estimatene til de ulike tettstedene er relativt like og lavere enn det aggregerte estimatet. Allikevel synes ingen av disse lokale arbeidsmarkedene å ligge i det øverste sjiktet for hvor effektivt markedet kobler arbeidsledige med ledige stillinger. Stavanger/Sandnes er det eneste tettstedet blant de 10 største som er noe mindre effektivt. Basert på det visuelle kan vi derfor ikke se noen klare sammenhenger mellom regioner med høy befolkning og effektiviteten, slik Cole og Smith (1996) og Kano og Ohta (2002) fant.

Tabell 5: Estimeringsresultater for de 10 største tettstedene.

Tettsteder	μ ($\alpha = 0.284$)
Oslo	-2.256
Bergen	-2.280
Stavanger/Sandnes	-2.393
Trondheim	-2.236
Drammen	-2.256
Fredrikstad/Sarpsborg	-2.274
Porsgrunn/Skien	-2.213
Kristiansand	-2.248
Ålesund	-2.266
Tønsberg	-2.204

For å kunne trekke en mer konkret og eksakt konklusjon er det nødvendig å gjennomføre en formell test. Vi tar derfor utgangspunkt i likning (7) fra tidligere, men legger til en dummyvariabel d . I tillegg til at variablene avhenger av tid, vil de i dette tilfellet også avhenge av arbeidsmarkedsregioner. Likning (7) kan omskrives til:

$$(16) \quad f_{it} = \mu + d + \alpha\theta_{it} + \tau_t + \epsilon_{it}$$

Dummyvariabelen er definert på følgende måte: $d = 1$ for de 10 største arbeidsmarkedsregionene, mens $d = 0$ for de resterende. Vi deler således arbeidsmarkedet i to deler, den ene består av arbeidsmarkedsregionene med høyest innbyggertall og den andre delen inkluderer alle andre regioner. Dersom koeffisienten til dummyvariabelen estimeres til en positiv verdi betyr det at konstantleddet μ blir mindre negativt og effektiviteten høyere

blant regioner med flest innbyggere. Er estimatet til μ negativt impliserer det derimot motsatt resultat.

Tabell 6: Estimeringsresultater med en dummyvariabel for de 10 største tettstedene

Variabler	MKM på (16)	P-verdi
d	0.013 (0.006)	0.023
μ	-2.296 (0.009)	0.000

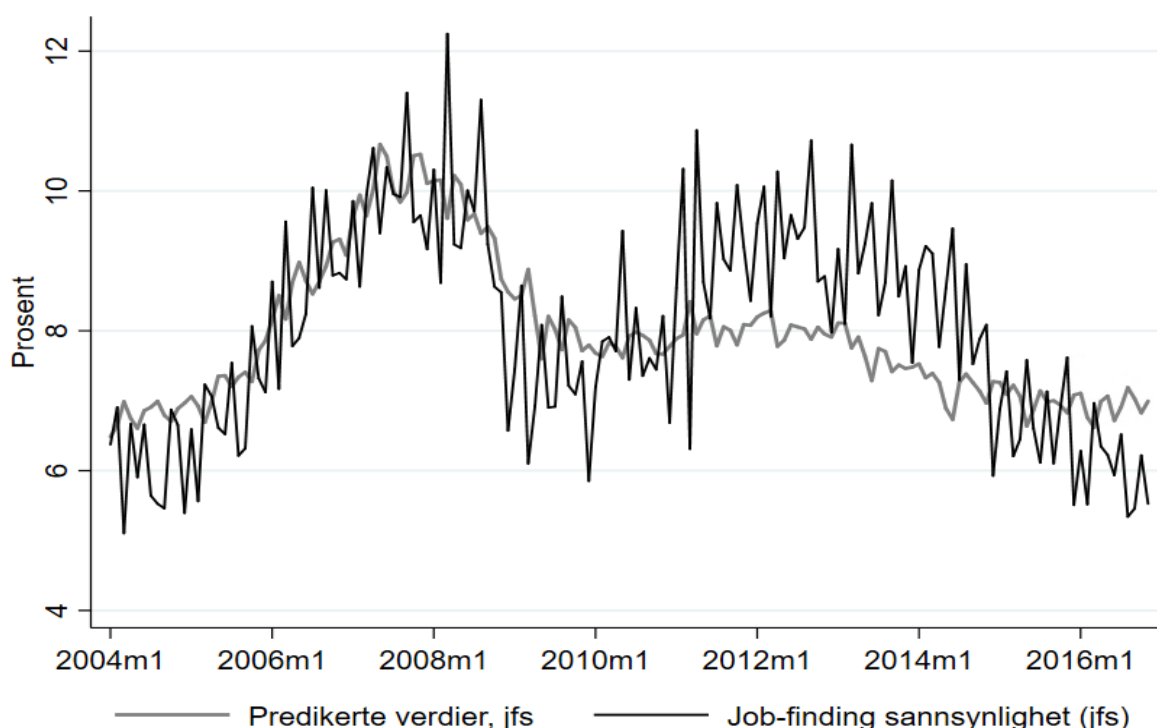
Likning (16) estimeres med MKM, hvor det legges til grunn at $\alpha = 0.284$, som tidligere. Tabell 6 viser estimatene for konstantleddet μ og dummyvariabelen d . Vi benytter en t-test for å avgjøre hvorvidt det foreligger en signifikant forskjell på effektiviteten i arbeidsmarkedet når $d = 1$ og $d = 0$. Mer konkret skal vi teste hvorvidt følgende nullhypotese er sann, $d = 0$, mot den alternative hypotesen $d \neq 0$. Signifikansnivået settes til 0.05. P-verdien må som tidligere være lavere enn 0.05 for at vi kan forkaste nullhypotesen.

Av tabell 6 fremkommer det at p-verdien til dummyvariabelen er 0.023. På bakgrunn av vårt signifikansnivå på 0.05 kan vi forkaste nullhypotesen. Vi forkaster med andre ord at $d = 0$ og konkluderer med at det er en forskjell i effektiviteten mellom de nevnte delene av arbeidsmarkedet. Til tross for at det foreligger en signifikant forskjell, må avvikets størrelse også tas i betraktning. Estimaten for dummyvariabelen utgjør kun 0.013, hvilket anses som en liten og nær sagt ubetydelig størrelse i vår sammenheng. I tråd med Woong (2015) kommer vi derfor frem til at variasjonen i matchingeffektiviteten har minimal sammenheng med hvor mange innbyggere som befinner seg i arbeidsmarkedsregionen.

5 Aggregerte implikasjoner av arbeidsmarkedsheterogenitet

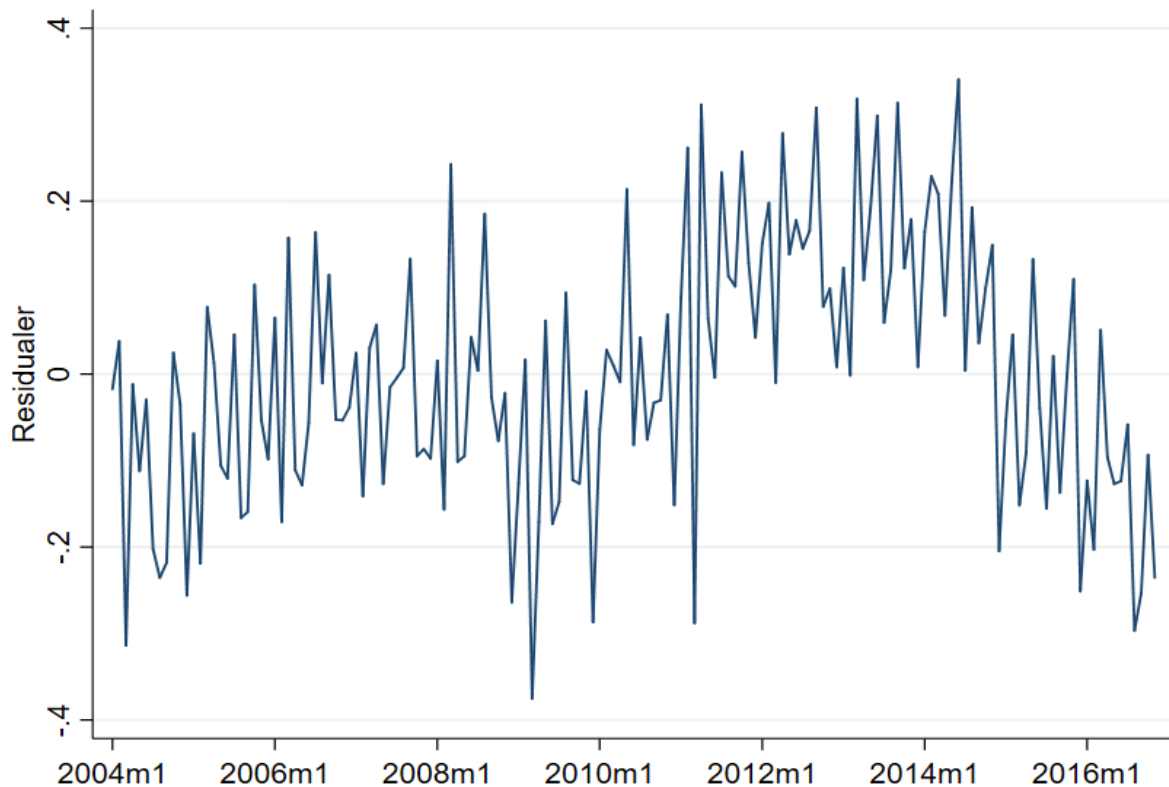
Den aggregerte matchingfunksjonen utgjør som nevnt en sentral byggestein i «Search and matching» modellen (Mortensen og Pissarides, 1994). Den relaterer strømmingene av nye ansettelse til beholdningen av ledige stillinger og arbeidsledige og modellerer i så måte en kompleks virkelighet ved hjelp av en enkel likning, jf. del 3.1. For at likning (1) skal anses som en god refleksjon av virkeligheten må matchingfunksjonens predikerte «job-finding» sannsynligheten samsvare i størst mulig grad med den faktiske. Dette kan enkelt illustreres ved hjelp av to ulike figurer. Figur 7 viser utviklingen til den predikerte og den observerte «job-finding» sannsynligheten fra 2004 til 2016, mens figur 8 plotter restleddene i tilsvarende tidsperiode.

Figur 7: Empirisk «job-finding» sannsynlighet



Noter: For å finne de predikerte verdiene av «job-finding» sannsynligheten benyttes den estimerte matchingelastisiteten fra del 3.2, hvor $\alpha = 0.284$.

Figur 8: Uforklarte bevegelser i den aggregerte «job-finding» sannsynligheten



Noter: Restleddene stammer fra den tidligere utførte MKM-estimeringen av likning (7).

Som det fremkommer av figur 7 økte sannsynligheten for at en arbeidsledig ble ansatt i inneværende måned betraktelig i perioden 2004-2008, fra om lag 7 % til 11 %. Fra 2008-2010 viser figuren at sannsynligheten derimot avtok før den igjen steg de to etterfølgende årene. Mellom 2012 og 2014 forholdt sannsynligheten seg relativt stabil på om lag 9 %, mens den sank fra 2014 og utover. Retter vi blikket videre mot den predikerte «job-finding» sannsynligheten utviklet den seg på samme måte som den observerte frem til omkring 2011. Imidlertid synes det å oppstå et skille i 2011, da avviket mellom prediksjonen og den observerte sannsynligheten tydelig øker. Matchingfunksjonen predikerer for lav sannsynlighet mellom 2011 og 2015, mens i 2015 predikerer den for høy sannsynlighet.

Mellom 2004 og 2011 fremstår derfor den aggregerte matchingfunksjonen som en god forenkling av virkeligheten, da den i stor grad samsvarer med observert «job-finding» sannsynlighet. Fra 2011 synes den derimot ikke å forklare de sentrale svingningene i like stor grad. Siden effektiviteten i den aggregerte matchingfunksjonen er representert ved en konstant parameter, vil all tidsvariasjon fanges opp av restleddet. Et raskt blick på figur 8 tilsier at restleddet systematisk avviker fra null i siste halvdel av tidsperioden, hvilket indikerer at

matchingeffektiviteten endres med tiden. Vi spør derfor om arbeidsmarkedsheterogenitet kan forklare den uønskede utviklingen i restleddet fra 2011.

Med utgangspunkt i det samme rammeverket som Barnichon og Figura (2015) benytter i sin analyse, starter vi med å konstruere en aggregert matchingfunksjon som ivaretar tidsvariasjoner i matchingeffektiviteten. Hver arbeidsmarkedsregion i har således en individuell matchingeffektivitet som avhenger av V_{it} , antall ledige stillinger i region i på tidspunkt t , U_{it} , antall arbeidsledige i region i på tidspunkt t og til slutt μ_i , en konstant matchingeffektivitet per region i .

Totalt antall matcher i økonomien, $m_t = \sum_{i=1}^I m_{it}$, følger dermed av den aggregerte matchingfunksjonen:

$$(17) \quad m_t = \mu_t V_t^\alpha U_t^{1-\alpha}$$

hvor aggregert matchingeffektivitet er gitt ved:

$$(18) \quad \mu_t = \sum_{i=1}^I \frac{U_{it}}{U_t} \mu_i \left(\frac{\theta_{it}}{\theta_t} \right)^\alpha$$

der $V_t \equiv \sum_{i=1}^I V_{it}$, $U_t \equiv \sum_{i=1}^I U_{it}$, $\theta_{it} = \frac{V_{it}}{U_{it}}$ og $\theta_t = \frac{V_t}{U_t}$.

Basert på definisjonen av μ_t kan vi koble bevegelsene i den aggregerte matchingeffektiviteten til observerbare karakteristika i arbeidsmarkedet. Videre kan effektivitetsvariasjonene dekomponeres i to ulike effekter; en sammensetningseffekt og en spredningseffekt. For å enkelt kunne skille disse effektene fra hverandre benytter vi en andre-ordens Taylor-approksimering av μ_t med hensyn på μ_i omkring μ_0 og θ_{it} omkring θ_t .

Vi tar utgangspunkt i den generelle formelen for andre-ordens Taylor-approksimering i nærheten av $(x,y) = (a,b)$:

$$(19) \quad f(x,y) = f(a,b) + f_x(a,b)(x-a) + f_y(a,b)(y-b) + \frac{1}{2!} [f_{xx}(a,b)(x-a)^2 + 2f_{xy}(a,b)(x-a)(y-b) + f_{yy}(a,b)(y-b)^2]$$

der

$$x = \mu_i, y = \theta_{it} \text{ og } a = \mu_0, b = \theta_t.$$

Videre benytter vi formel (19) og finner:

$$\begin{aligned} \mu_t \approx & \sum_i \frac{U_{it}}{U_t} \mu_0 \left(\frac{\theta_t}{\theta_t}\right)^\alpha + \sum_i \frac{U_{it}}{U_t} \left(\frac{\theta_t}{\theta_t}\right)^\alpha (\mu_i - \mu_0) \\ & + \frac{1}{2!} \sum_i \frac{U_{it}}{U_t} \mu_0 \alpha(\alpha - 1) \left(\frac{\theta_t}{\theta_t}\right)^{\alpha-2} \frac{1}{\theta_t} (\theta_{it} - \theta_t)^2 \end{aligned}$$

$$(20) \quad \mu_t \approx \mu_0 \left(1 + \mu_t^m - \frac{(1-\alpha)\alpha}{2} \text{var} \left(\frac{\theta_{it}}{\theta_t} \right) \right)$$

med

$$(21) \quad \mu_t^m = \sum_i \frac{U_{it}}{U_t} \left(\frac{\mu_i}{\mu_0} - 1 \right)$$

$$(22) \quad \text{var} \left(\frac{\theta_{it}}{\theta_t} \right) = \sum_i \frac{U_{it}}{U_t} \left(\frac{\theta_{it}}{\theta_t} - 1 \right)^2$$

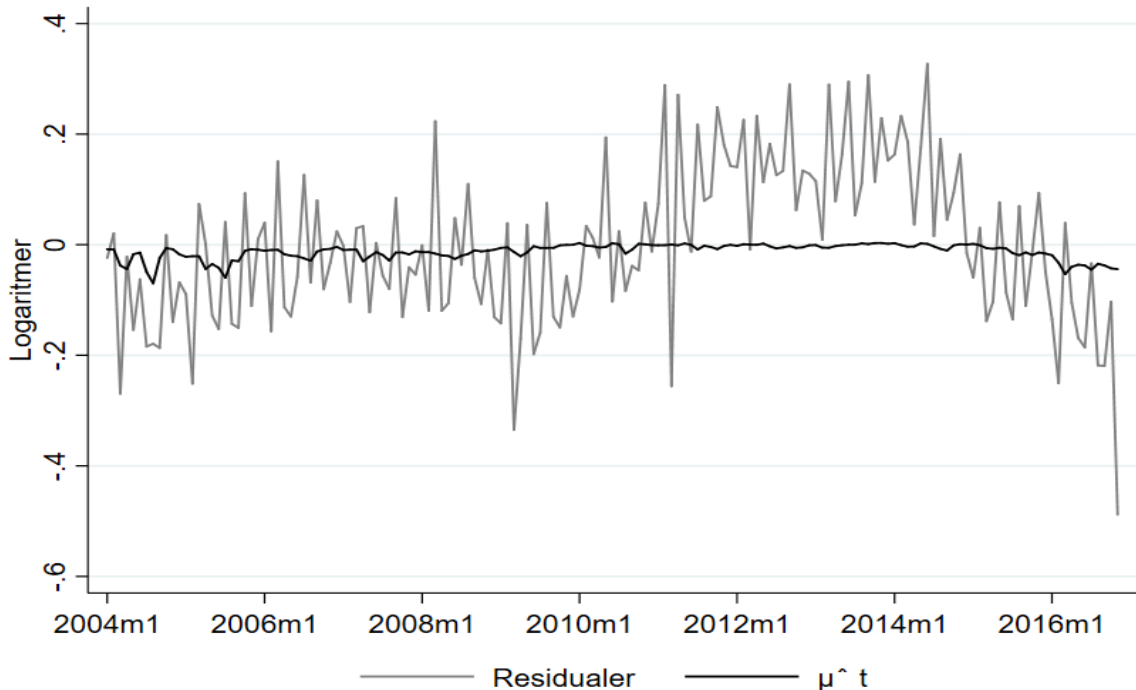
hvor andre-ordens uttrykket til μ_t^m i tillegg til den kryssderiverte har blitt utelatt i utregningen. Dette for å gjøre tilnærming (20) lettere å tolke ettersom leddene i praksis er av ubetydelig størrelse (Barnichon og Figura, 2015).

Tilnærmingen i (20) kan således dekomponeres på følgende måte:

- Det første leddet i parentesen utgjør den konstante delen av effektiviteten.
- Det andre leddet, μ_t^m , fanger opp effekten av en endring i fordelingen av de arbeidsledige mellom arbeidsmarkedsregioner med ulik gjennomsnittlig matchingeffektivitet. For eksempel, hvis en større andel av de arbeidsledige konsentreres i en region med høyere matchingeffektivitet vil den gjennomsnittlige job-finding raten øke selv om antall vakanser og arbeidsledige forblir uendret.
- Til slutt fanger det tredje leddet, $\frac{(1-\alpha)\alpha}{2} \text{var} \left(\frac{\theta_{it}}{\theta_t} \right)$, opp spredningen i arbeidsmarkedsforholdene. Økt spredning i arbeidsmarkedsstramheten på tvers av regioner påvirker negativt den gjennomsnittlige «job-finding» raten, da matchingfunksjonen er en konkav funksjon av U_{it} og V_{it} . Dersom noen arbeidsmarkedsregioner har mange ledige stillinger per arbeidsledig mens andre har

få, vil den gjennomsnittlige «job-finding» sannsynligheten være lavere enn i en økonomi hvor arbeidsmarkedsstramheten er identisk mellom regionene.

Figur 9: Sammenhengen mellom matchingeffektiviteten og μ_t .



Figur 9 viser både utviklingen i restleddene fra den aggregerte matchingfunksjonen og $\hat{\mu}_t$ i perioden 2004-2016. Avgjørende for hvorvidt sammensetnings- og spredningseffekten kan sies å forklare bevegelsene i matchingeffektiviteten er at $\hat{\mu}_t$ følger restleddets svingninger. Til tross for nivåforskjellene vi ser mellom $\hat{\mu}_t$ og restleddet i figur 9, synes bevegelsene i kurvene å samsvare til en viss grad. Vi foretar følgende regresjon for å konkretisere betydningen av arbeidsmarkedsheterogenitet:

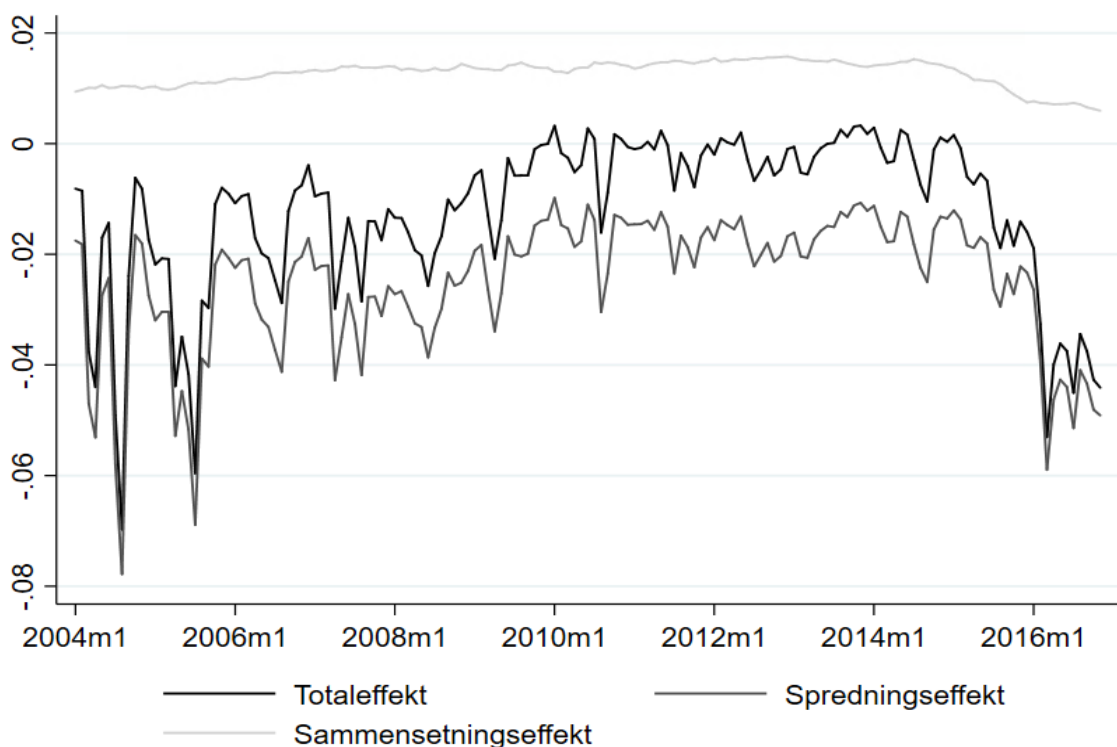
$$(23) \quad \hat{\epsilon}_t = \gamma + \eta \hat{\mu}_t + \epsilon_t^*$$

der $\hat{\epsilon}_t$ er de predikerte restleddene fra regresjonen av den opprinnelige aggregerte matchingfunksjonen (7), $\hat{\mu}_t$ er den estimerte aggregerte matchingeffektiviteten fra likning (20), mens ϵ_t^* utgjør det nye restleddet.

Av MKM-estimeringen fremkommer det at $R^2 = 0.2387$, hvilket tilsier at om lag 23 % av variasjonen i $\hat{\epsilon}_t$ kan forklares av $\hat{\mu}_t$. Dette indikerer at tidsvariasjon i matchingeffektiviteten

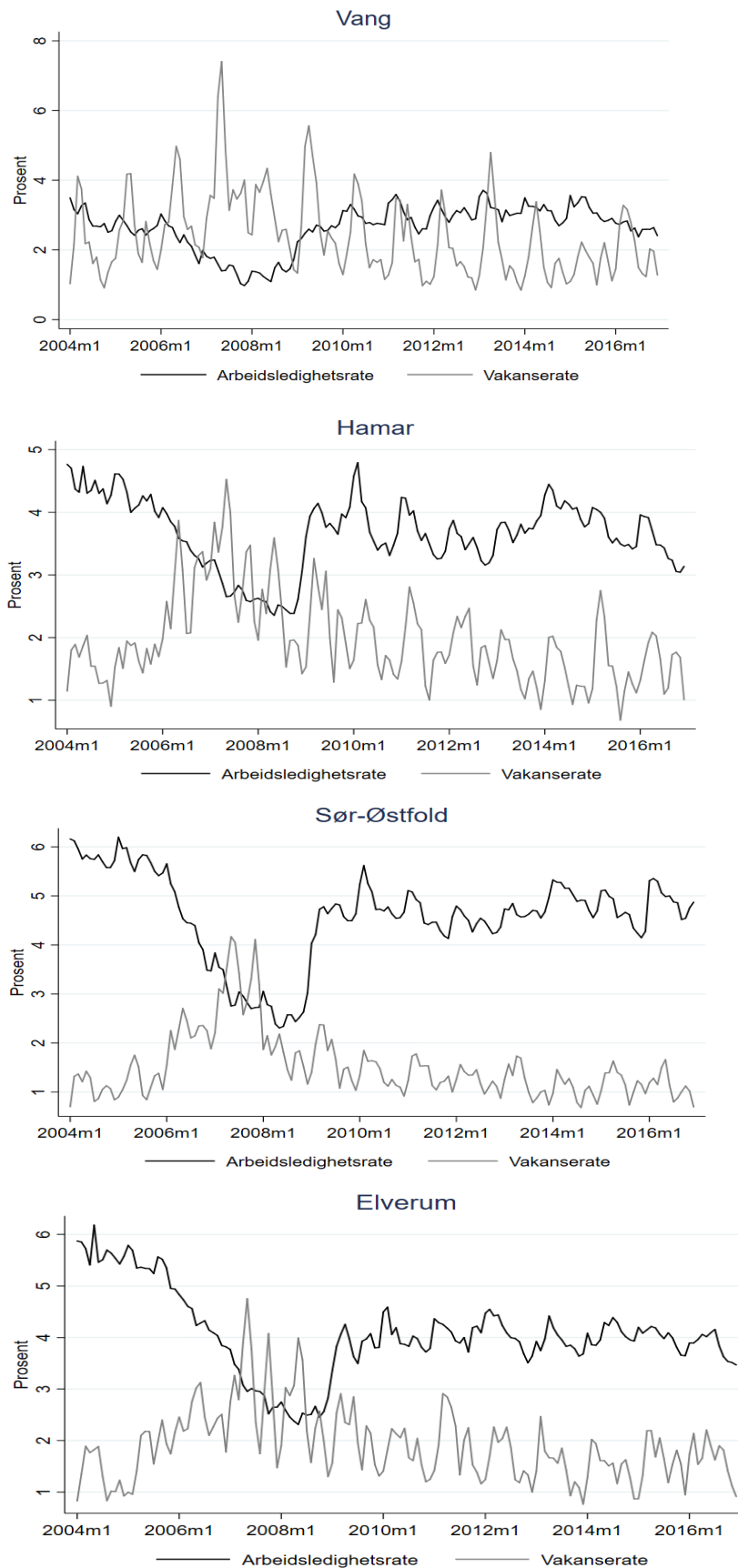
representert ved sammensetnings- og spredningseffekten synes å forklare deler av de systematiske svingningene i restleddet.

Figur 10: Dekomponering av totaleffekten i en sammensetnings- og spredningseffekt.

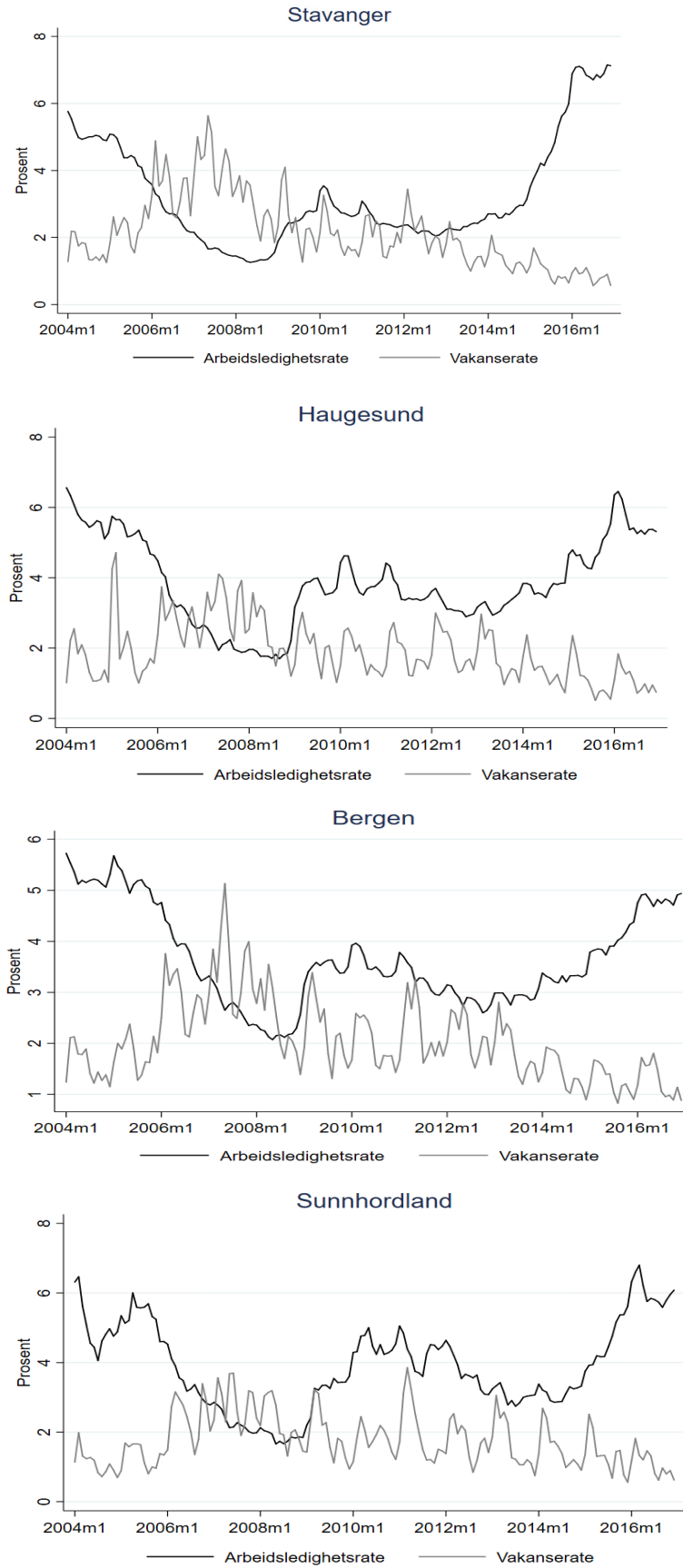


Figur 10 illustrerer både $\hat{\mu}_t$ og de to effektene $\hat{\mu}_t$ er dekomponert i. Av kurvene ser vi at sammensetningseffekten fremstår som nærmest konstant i hele perioden. Det gjør derimot ikke spredningseffekten, da den varierer i langt større grad. Selv om spredningseffekten ikke fanger opp enhver svingning i restleddet i det aktuelle tidsrommet mellom 2011 og 2016, følger den restleddets utvikling i særlig stor grad etter 2014. Dette tilsier at arbeidsmarkedsheterogenitet kan være en mulig forklaring på hvorfor den predikerte «job-finding» sannsynligheten ikke samsvarer med den observerte mellom 2014 og 2016. Videre søker vi mulige årsaker til at spredningseffekten økte i denne perioden.

Figur 11: Vakanse- og arbeidsledighetsrate for fire regioner uten oljenæring.



Figur 12: Vakanse- og arbeidsledighetsrate for fire av de største oljeregionene.

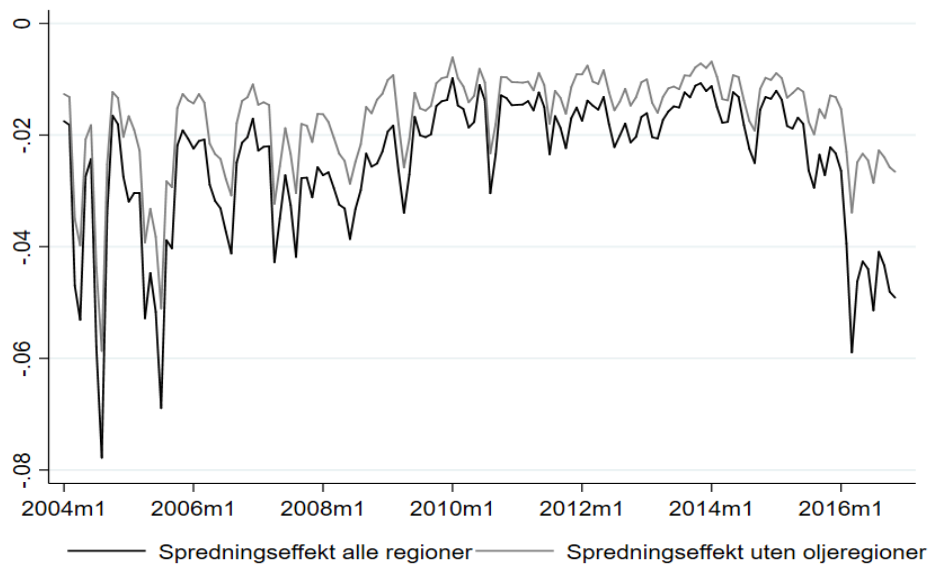


En større spredningseffekt innebærer økt variasjon i antall ledige stillinger per arbeidsledig (θ_{it}) på tvers av arbeidsmarkedsregioner. Det betyr at noen regioner får flere ledige stillinger per arbeidsledig, mens andre får færre. Den bakenforliggende årsaken til økte forskjeller i arbeidsmarkedsforholdene må derfor kunne knyttes til sjokk som rammer regionene i ulik grad. Ser vi på kurven for spredningseffekten gir den umiddelbare assosiasjoner til oljeprisens utvikling i tidsrommet 2014-2016. På samme tid som spredningen i θ økte kraftig (og matchingeffektiviteten sank tilsvarende) i 2014 stupte prisen på nordsjøolje fra 115 til 35 dollar fatet. Dette utløste den såkalte «oljekrisen» som i særlig grad rammet oljeutsatte bedrifter og arbeidere.

For at oljeprissjokket skal kunne anses som en mulig årsak til økningen i arbeidsmarkedsforskjellene, må θ derfor ha ulik utvikling i regioner med og uten oljenæring fra det tidspunktet sjokket inntraff. Vang, Hamar, Elverum og Sør-Østfold representerer de fire utvalgte regionene uten nevneverdig oljenæring, mens Stavanger, Haugesund, Bergen og Sunnhordland utgjør fire av de største oljeregionene (Ekeland, 2017). De førstnevnte regionene utgjør heretter gruppe 1, mens de sistnevnte betegnes som gruppe 2. Vi undersøker derfor bevegelsene i arbeidsledighetsraten og vakanseraten for gruppe 1 og 2 nærmere.

Vakanseraten til regionene i gruppe 1 og 2, representert ved figur 11 og 12, ser ut til å ha nogen lunde lik trend. Raten stiger fra 2004 og når sin topp i 2008 før den gradvis avtar i de etterfølgende årene. Dette tilsier at økt variasjon i θ ikke stammer fra endring i vakanseraten på tvers av de to gruppene. Retter vi så blikket mot arbeidsledighetsraten fremkommer det tydelig av figurene at raten utvikler seg relativt likt frem til 2014. Etter 2014 oppstår det imidlertid et klart skille mellom gruppene. Kurvene til regionene i gruppe 1 viser en stabil utvikling, mens gruppe 2 sine ledighetsrater øker kraftig i 2014. Disse mønstrene synes å gjelde for samtlige regioner innad i gruppene. Større forskjeller i θ stammer således fra hoppet i arbeidsledigheten for regioner tilhørende gruppe 2. Dette indikerer at spredningseffektens økning trolig kan relateres til oljeprissjokket. Samme indikasjon gir også figur 13, som viser at økningen er betydelig lavere dersom de fire store oljeregionene utelates fra beregningene.

Figur 13: Spredningseffekten for alle regioner og spredningseffekten uten oljeregioner



6 Konklusjon

I denne oppgaven har fokuset vært rettet mot å analysere tre ulike aspekter ved den aggregerte matchingfunksjonen. Dette fordi en dypere forståelse av funksjonen skaper et bedre beslutningsgrunnlag for både innføring av arbeidsmarkedstiltak og i fastsettelsen av pengepolitiske virkemidler. Ettersom flere av de utførte analysene tidligere ikke har blitt gjennomført på bakgrunn av norske data, kan resultatene bidra til å kaste et nytt lys over den aggregerte matchingfunksjonens egenskaper.

Vi startet derfor med å estimere α med MKM, hvor estimatet utgjorde 0.284. Grunnet søkeatferden til bedriftene fastslo vi at forklaringsvariabelen og restleddet potensielt kunne være korrelert, slik at estimatet var eksponert for et endogenitetsbias. For å undersøke dette nærmere sammenliknet vi MKM-estimatet med estimatet til den alternative estimeringsmetoden GMM. Dette fordi GMM gir forventingsrette estimater til tross for endogene forklaringsvariabler. Imidlertid utgjorde avviket kun 0.01 og det potensielle endogenitetsbiaset ved bruk av MKM kunne med det trolig avskrives.

Videre konkluderte vi med at matchingeffektiviteten er heterogen på tvers av de 46 ulike arbeidsmarkedsregionene. Den aggregerte matchingfunksjonen kan derfor gi et feil inntrykk av arbeidsmarkedene på regionsnivå, især de regionene med høyest og lavest effektivitet. Størrelsen på matchingeffektivitetene kan derimot ikke tilskrives noen klar sammenheng med befolkningsfordelingen.

Avslutningsvis så vi også på de aggregerte implikasjonene av arbeidsmarkedsheterogenitet. Mer konkret ble det foretatt en analyse av hvorvidt avviket mellom den aggregerte matchingfunksjonens predikerte «job-finding» sannsynlighet og den observerte sannsynligheten fra 2011 til 2016 kan forklares med arbeidsmarkedsheterogenitet. Figurene ga en klar indikasjon på at spredningseffekten er en mulig grunn til at restleddet systematisk avviker fra null etter 2014. Trolig kan den økte spredningseffekten relateres til det kraftige oljeprisfallet på samme tid. Vi fant derimot ingen sammenheng mellom de dekomponerte effektene og svingningene i restleddet i perioden 2011-2014. Mulige forklaringer på dette overlates således til videre forskning.

Litteraturliste

- Barnichon, R og A. Figura (2015): Labor Market Heterogeneity and the Aggregate Matching Function, *American Economic Journal: Macroeconomics* 2015, 7 (4), 222-249.
- Blanchard, O.J. og P. Diamond (1989): The Beveridge Curve, *Brookings Papers on Economic Activity*, 1, 1-60.
- Blanchard, O. og P. Diamond (1990): *Growth, Productivity and Unemployment: Essays in Honor of Robert Solow's Birthday*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Borowczyk-Martins, D., G. Jolivet og F. Postel-Vinay (2012): Accounting For Endogeneity in Matching Function Estimation, *Review of Economic Dynamics*, 16 (3), 440-51.
- Bhuller, M. (2009): Inndeling av Norge i arbeidsmarkedsregioner, *Notater 2009/24 Statistisk Sentralbyrå*.
- Burda, M. (1993): Unemployment, labour market institutions and structural change in Eastern Europe, *Economic Policy*, 16, 101-3.
- Bårdsen, G. og R. Nymoen (2014): *Videregående emner i økonometri*, Oslo: Fagbokforlaget, 201-238.
- Bårdsen, G. og R. Nymoen (2011): *Innføring i økonometri*, Oslo: Fagbokforlaget, 10-150.
- Coles, M., og E. Smith (1996): Cross-Section Estimation of The Matching Function: Evidence from England and Wales, *Economica*, 63, 589-97.
- Destefanis, S. og R. Fonseca (2007): Matching efficiency and labour market reform in Italy: a macroeconomic assessment, *Labour*, 21.1, 57-84.
- Ekeland, A (2017): Sysselsatte i petroleumsnæringene og relaterte næringer 2016, *Rapporter 2017/27 Statistisk Sentralbyrå*, 16-18.
- Fahr, R. og U. Sunde (2006): Regional dependencies in job creation: an efficiency analysis for Western Germany, *Applied Economics*, 38.10, 1193-1206.
- Forskrift om arbeidsgiver- og arbeidstakerregisteret* (2008), hentet fra <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2008-08-18-942>

- Horgen, E.H. og M.G. Wold (2012): Undersøkelsen om ledige stillinger, *Notater 25/2012 Statistisk sentralbyrå*.
- Ibourk, A., B. Maillard, S. Perelman og H. R. Sneessens (2004): Aggregate matching efficiency: a stochastic production frontier approach, France 1990– 1994, *Empirica*, 31.1, 1-25.
- Jackman, R. og S. Roper (1987): Structural Unemployment, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 49 (1), 9-36.
- Kano, S. og M. Ohta (2005): Estimating a matching function and regional matching efficiencies: Japanese panel data for 1973–1999, *Japan and the World Economy*, 17.1, 25-41.
- Kostøl, A.R. (2017): Mismatch and the Consequences of Job Loss, Doktorgradsavhandling, Universitetet i Bergen, 6-10.
- Layard, R., S.J. Nickell og R. Jackman (1991): *Unemployment: macroeconomic performance and the labour market*, Oxford: Oxford University Press.
- Mortensen, D.T. og C.A. Pissarides (1994): Job Creation and Job Destruction in the Theory of Unemployment, *Review of Economics Studies* 61, 397-415.
- Padoa Schioppa, F. (1991): *Mismatch and Labor Mobility*, Cambridge: Cambridge University Press, 360 – 381.
- Petrongolo, B., og C.A. Pissarides (2001): Looking into the Black Box: A Survey of the Matching Function, *Journal of Economic Literature*, 39, 390-431.
- Pissarides, C. (1986): Unemployment and vacancies in Britain, *Economic Policy*, 3, 499-559.
- Pissarides, C. (1990): *Equilibrium Unemployment Theory*, Cambridge: MIT Press.
- Raaum, O. (1991): Arbeidsmarkedskurs – effektivt tiltak mot arbeidsløshet?, *Norsk Økonomisk Tidsskrift (NØT)*, 105 (1991), 229-251.
- Sahin, A., J. Song, G. Topa, og G. Violante (2014): Mismatch Unemployment, *American Economic Review*, 104 (11), 3529-64.

Statistisk sentralbyrå (2002): *Standard for økonomiske regioner*. NOS C 616. Oslo – Kongsvinger: Statistisk sentralbyrå

Statistisk Sentralbyrå (2016): *Befolkning og areal i tettsteder*,
<https://www.ssb.no/befolkning/statistikker/bef tett/aar/2016-12-06>

Van Ours, J.C (1991): The efficiency of the Dutch labour market in matching unemployment and vacancies, *De Economist*, 139, 358-78.

Woong, L. (2015): Estimating Regional Matching Efficiency in the Indian Labor Market: State-Level Panel Data for 1999-2013, *KIEP Research Paper*, 8-15.

Vedlegg

Vedlegget inkluderer tabell 7 og 8.

Tabell 7: Ulike modellspesifikasjoner (eksakt identifisert)

(p,q)	μ	α	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4
(1,0)	-2.240 (0.054)	0.328 (0.037)	0.312 (0.079)			
(1,1)	-4.040 (1.070)	-1.390 (0.358)	0.989 (0.015)			
(1,2)	-3.420 (0.652)	-0.818 (0.243)	0.984 (0.019)			
(1,3)	-2.224 (0.089)	0.344 (0.079)	0.623 (0.132)			
(1,4)	-2.290 (0.208)	0.268 (0.211)	1.160 (0.282)			
(1,5)	-2.290 (0.135)	0.266 (0.130)	1.280 (0.254)			
(1,6)	-2.240 (0.106)	0.346 (0.101)	0.648 (0.153)			
(2,0)	-2.250 (0.054)	0.320 (0.038)	0.307 (0.088)	0.015 (0.128)		
(2,1)	-2.260 (0.063)	0.329 (0.043)	-0.127 (0.325)	0.512 (0.124)		
(2,2)	-2.290 (0.063)	0.290 (0.052)	-0.604 (0.233)	0.992 (0.330)		
(2,3)	-2.250 (0.107)	0.346 (0.103)	0.405 (0.226)	0.325 (0.269)		
(2,4)	-2.960 (1.310)	-0.246 (0.437)	0.960 (0.439)	0.029 (0.429)		
(2,5)	-2.290 (0.086)	0.280 (0.078)	0.561 (1.100)	0.792 (1.160)		
(2,6)	-2.220 (0.137)	0.369 (0.139)	0.660 (0.603)	0.041 (0.788)		
(3,0)	-2.260 (0.058)	0.318 (0.048)	0.135 (0.090)	0.037 (0.099)	0.388 (0.115)	
(3,1)	-1.970 (0.532)	0.678 (0.600)	0.183 (0.221)	0.261 (0.104)	0.479 (0.099)	
(3,2)	-2.310 (0.153)	0.236 (0.174)	0.175 (0.226)	0.252 (0.235)	0.418 (0.133)	
(3,3)	-2.310 (0.237)	0.198 (0.231)	-0.033 (0.283)	0.256 (0.214)	0.558 (0.300)	
(3,4)	-2.250 (0.128)	0.348 (0.131)	-0.231 (0.739)	0.461 (0.356)	0.557 (0.318)	
(3,5)	-1.980 (0.355)	0.658 (0.375)	0.192 (0.658)	-0.284 (0.555)	0.994 (0.378)	
(3,6)	-2.590 (15.300)	0.279 (0.380)	0.150 (1.100)	-0.880 (1.730)	1.720 (1.090)	
(4,0)	-2.260 (0.056)	0.316 (0.041)	0.329 (0.243)	-0.004 (0.122)	0.310 (0.154)	-0.230 (0.255)
(4,1)	-2.170 (0.177)	0.426 (0.194)	-0.105 (0.530)	0.310 (0.109)	0.494 (0.086)	0.111 (0.226)
(4,2)	-2.310 (0.157)	0.240 (0.171)	0.551 (0.848)	0.435 (0.257)	0.319 (0.250)	-0.167 (0.460)
(4,3)	-2.320 (0.182)	0.215 (0.154)	-0.279 (2.310)	0.570 (0.436)	0.689 (1.120)	0.098 (0.953)
(4,4)	-3.480 (2.080)	-1.130 (1.320)	0.825 (1.630)	1.290 (1.520)	-0.351 (2.470)	-0.758 (2.200)
(4,5)	-2.130 (0.187)	0.480 (0.206)	-0.464 (0.890)	-0.445 (0.739)	1.260 (0.417)	0.442 (0.524)
(4,6)	-2.260 (0.166)	0.288 (0.138)	-0.163 (0.871)	-0.312 (0.794)	1.760 (1.030)	-0.130 (0.955)

Tabell 8: Ulike modellspesifikasjoner (overidentifisert)

(p,q)	μ	α	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4
(1,1)	-2.240 (0.058)	0.330 (0.052)	0.344 (0.405)			
(1,1)	-2.260 (0.053)	0.306 (0.023)	-2.790 (3.470)			
(1,2)	-2.270 (0.059)	0.303 (0.023)	-0.408 (0.472)			
(1,3)	-2.230 (1.380)	0.301 (0.024)	-1.070 (2.140)			
(1,4)	-2.300 (0.365)	0.256 (0.609)	1.120 (1.690)			
(1,5)	-2.280 (0.109)	0.298 (0.025)	-0.548 (1.900)			
(1,6)	-2.270 (0.056)	0.296 (0.030)	-3.480 (15.400)			
(2,0)	-2.260 (0.179)	0.300 (0.020)	-0.013 (0.746)	-0.768 (0.572)		
(2,1)	-2.250 (0.185)	0.299 (0.021)	-0.760 (0.765)	-0.789 (0.717)		
(2,2)	-2.270 (0.056)	0.303 (0.026)	-0.337 (0.489)	0.195 (0.478)		
(2,3)	-2.270 (0.049)	0.291 (0.033)	2.200 (4.540)	0.990 (1.780)		
(2,4)	-2.250 (0.101)	0.299 (0.030)	0.357 (1.340)	-8.811 (1.460)		
(2,5)	-2.270 (0.052)	0.297 (0.030)	-1.280 (2.750)	0.650 (1.800)		
(2,6)	-2.280 (0.057)	0.289 (0.030)	2.020 (2.860)	1.980 (4.330)		
(3,0)	-2.270 (0.073)	0.290 (0.033)	1.570 (9.190)	1.270 (7.750)	1.620 (7.750)	
(3,1)	-2.270 (0.090)	0.292 (0.026)	2.600 (14.600)	2.040 (10.200)	2.420 (11.000)	
(3,2)	-2.300 (0.096)	0.261 (0.119)	0.229 (0.382)	0.568 (0.366)	0.467 (0.278)	
(3,3)	-2.260 (0.091)	0.327 (0.096)	-0.277 (0.713)	0.401 (0.293)	0.546 (0.359)	
(3,4)	-2.260 (0.087)	0.329 (0.095)	-0.249 (0.744)	0.357 (0.618)	0.536 (0.335)	
(3,5)	-2.270 (0.055)	0.285 (0.035)	0.854 (1.070)	0.142 (1.350)	1.160 (1.020)	
(3,6)	-2.300 (0.150)	0.258 (0.175)	0.226 (1.070)	-0.852 (1.770)	1.900 (1.310)	
(4,0)	-2.280 (0.229)	0.294 (0.021)	-0.771 (6.300)	-2.190 (12.300)	-1.800 (11.900)	-1.980 (9.980)
(4,1)	-1.980 (0.450)	0.675 (0.497)	-0.217 (0.603)	0.455 (0.257)	0.503 (0.107)	0.173 (0.296)
(4,2)	-2.270 (0.099)	0.311 (0.091)	0.503 (1.000)	0.269 (0.398)	0.170 (0.418)	-0.291 (0.555)
(4,3)	-2.260 (0.087)	0.326 (0.094)	-0.225 (1.900)	0.392 (0.349)	0.522 (0.766)	-0.019 (0.687)
(4,4)	-2.270 (0.080)	0.298 (0.080)	5.460 (18.000)	1.670 (6.100)	-0.720 (8.070)	-2.690 (9.840)
(4,5)	-2.290 (0.049)	0.277 (0.040)	-0.498 (1.270)	-0.232 (1.390)	2.010 (1.480)	0.813 (0.903)
(4,6)	-2.290 (0.051)	0.277 (0.400)	-0.400 (1.050)	-0.315 (0.911)	1.980 (1.240)	0.704 (1.670)

