Fremtidens Arbejde

AALBORG UNIVERSITET

STUDENTERRAPPORT

10. semester
Emma Munk, Erik Møller Nielsen
Økonomi (Cand.Oecon)
Vejleder: Jacob Rubæk Holm
Aalborg Universitet
19. oktober 2020

AALBORG UNIVERSITET
STUDENTERRAPPORT

10. semester v/ Det Samfunds-videnskabelige Fakultet
Institut for Økonomi og Ledelse
Fibigerstræde 2
9220 Aalborg Øst

Titel:

Fremtidens arbejde

Projekt:

Speciale

Projektperiode:

1. februar 2020 til 19. oktober 2020

Deltagere:

Emma Munk

Studienummer: 20154648

Erik Møller Nielsen

Studienummer: 20155856

Vejleder:

Jacob Rubæk Holm

Omfang: 136 sider i alt
Afsluttet: 19. oktober 2020

Projektets indhold er frit tilgængeligt, men offentliggørelse må kun ske efter aftale med forfatterne.

Forord

Dette projekt er udarbejdet i perioden 1. februar 2020 til 19. oktober 2020. Der rettes stor tak til vejleder, Jacob Rubæk Holm, for inspirerende og konstruktiv sparring og vejledning.

I løbet af projektet vil der optræde kildehenvisninger efter APA-metoden. Kilder vilfremgå som [Efternavn, År] i teksten. Bagerst i rapporten findes litteraturlisten, hvorkilderne er oplistet i alfabetisk orden. Her vil der være flere oplysninger om den enkeltekilde. Figurer nummereres efter kapitel og figurnummer i kapitlet, således at den førstefigur i kapitel 4 er navngivet figur 4.1. Der findes også en oversigt over figurer og tabeller efter indholdsfortegnelsen.

Alle koder for projektets modeller og modeltest er tilgængelige, og kan tilgås på: https://github.com/erikmnielsen/Speciale-oecon.git. Her er der også en README-fil, som beskriver filerne. Dette er ikke en offentlig tilgængelig github, da data for spørgeskemaundersøgelsen ikke er offentligt tilgængeligt, og derfor skal der anmodes om adgang.

God læsning.

Resumé

How does technological development affect jobs? And does working with robots and advanced technology change the way we work? These are the main questions this project sets out to investigate, under the main theme: work of the future. The problem in the first aspect is first and foremost whether technological progress reduces the need for human labor and thus has a negative effect on employment. More specifically, the project aspire to tell how employment is affected by technological changes, measured by productivity increases. The project also wants to examine the significance of which sectors productivity growth is originating and moreover whether these differences in productivity growth creates a distortion in the demand for particular educational groups. The aim of the second aspect is to investigate whether working with technology affects the content of our work, and if so, what consequences does it have.

Overall, the project does not find that technological progress has been employment-reducing over the study period, but actually that it has been significantly employment-promoting. This is true despite the fact that industries experiencing increased labor productivity are also experiencing a direct decline in employment. The explantion to this is that indirect effects, also referred to as spillover effects, from productivity growth in the rest of the economy largely dominates the negative direct effects. The project also finds notable differences between sectors in how much they contribute job creation, and finds that it is not a given that spillover effects even occur. Therefore it is of great significance where productivity growth occurs if we want it to have a positive impact on employmnet. Lastly, the fear of technolgy favorising specific educational groups on the job market, namely the highly educated at the expense of the unskilled, was not found to be true. However some differences were found. By our calculations, productivity-driven employment growth, in Denmark, would mean a specifically high employment increase for the middle-skilled workers.

As for the second aspect, more workers than ever are using techonology in their jobs and it looks like even more workers will use it in the future, and especially advanced technologies. Advanced technology and artificial intelligence will gradually be able to do more tasks and therefore many routine task will gradually dissapear. We find that more people are facing complex tasks compared to routine tasks, and espcially high-skilled workers. People who work with controlling robots will face more routine tasks than people not working with it, and vice versa for data from a computer. Not all changes are desirable for the Danish workers as a whole, but probably even less for specific groups among the workers. Here, we find huge differences among the groupe, where low-skilled blue-collar workers are among workers with the lowest jobsercurity and good career opportunities.

Indholdsfortegnelse

Figurer **ix**

Tabeller **x**

Kapitel 1 Indledning **1**
1.1 Motivation 1
1.2 Dokumentation for problemformulering 4
1.3 Projektopbygning 7

Kapitel 2 Litteraturreview **11**
2.1 Sammenhæng mellem produktivitet og beskæftigelse 12
2.2 Teknologiens indvirkning på arbejdsmarkedet 13
2.3 Komplementerer eller substituerer teknologi arbejdskraften? 14

Kapitel 3 Databeskrivelse **17**
3.1 EU KLEMS 17
3.2 Spørgeskemaundersøgelsen TASK 24

Kapitel 4 Teknologisk udvikling og beskæftigelsesændringer **37**
4.1 Generelt om projektets paneldata-modeller 37
4.2 Forhold mellem produktivitet og beskæftigelse 39
4.3 Udviklingen i sammensætning af uddannelsesgrupper 43
4.4 Produktivitet og beskæftigelse på landeniveau 45
4.5 Produktivitet og beskæftigelse på industriniveau 48
4.6 Sammensætning af mikro- og makroniveauer 50
4.7 Skaber produktivitetsvækst på tværs af sektorer lige mange jobs? 51
4.8 Beskæftigelsesvækst for hvem? 60

Kapitel 5 Teknologianvendelse, arbejdsindhold og jobsikkerhed **67**
5.1 Generelt om projektets lineære sandsynlighedsmodeller 68
5.2 Teknologianvendelse på det danske arbejdsmarked 68
5.3 Teknologiens betydning for måden vi arbejder på 74
5.4 Teknologiens betydning for jobusikkerhed og karrieremuligheder 85
5.5 Hvordan påvirker robotter og avanceret teknologi måden vi arbejder på? . . 90

Kapitel 6 Diskussion **93**

Kapitel 7 Konklusion **97**

Bilag **101**

Bilag A Appendix **103**
A.1 Paneldataanalyse 103
A.2 Spørgeskemaanalyse 110

Bilag B Bilag B **117**

Litteratur **125**

Figurer

1.1 Udvikling i beskæftigelse og produktivitet i Danmark, 1995-2017 5
1.2 Spørgeskemaundersøgelse: Indhold af arbejde, sammenlignet med 2016 6
1.3 Spørgeskemaundersøgelse: Teknologi 7
1.4 Spørgeskemaundersøgelse: Jobsikkerhed 8

3.1 Fordelingen af jobfunktioner på tværs af sektorer 34

4.1 Udviklingen i produktivitet- og beskæftigelsesvækst i Danmark, 1996-2017 . . . 40
4.2 Kumulativ ændring i beskæftigelse fordelt på sektorer, 1995-2017 41
4.3 Kumulativ produktivitetsvækst fordelt på sektorer, 1995-2017 42
4.4 Udvikling i uddannelsesandele i Danmark (total), 2009-2017 43
4.5 Udvikling i uddannelsesandele indenfor de fire sektorer i Danmark, 2009-2017 . 44
4.6 Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (interne effekter) . 58
4.7 Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (eksterne effekter) 59
4.8 Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (nettoeffekter) . . . 60
4.9 Kumulativ ændring i beskæftigelse for de tre uddannelsesgrupper 64

5.1 Anvendelse af teknologi på tværs af jobfunktioner 71
5.2 Ændring i anvendelse af teknologi på tværs af jobfunktioner, sammenlignet med 2016 72
5.3 Anvendelse af teknologi på tværs af sektorer 73
5.4 Anvendelse af teknologi på tværs af sektorer, sammenlignet med 2016 74
5.5 Indhold af arbejde på tværs af jobfunktioner 77
5.6 Indhold af arbejde på tværs af jobfunktioner, sammenlignet med 2016 78
5.7 Indhold af arbejde på tværs af sektorer 79
5.8 Indhold af arbejde på tværs af sektorer, sammenlignet med 2016 79
5.9 Jobsikkerhed og jobfunktioner 86
5.10 Jobsikkerhed og sektorer 87

B.1 Udviklingen i produktivitet- og beskæftigelsesvækst for udvalgte lande, samt som gennemsnit på tværs af lande 117
B.2 Kumulativ ændring i beskæftigelse fordelt på brancher, gennemsnit på tværs af lande 118
B.3 Kumulativ produktivitetsvækst fordelt på brancher, gennemsnit på tværs af lande 119
B.4 Udvikling i uddannelsesandele, gennemsnit på tværs af lande totalt, 2009-2017 122
B.5 Udvikling i uddannelsesandele, gennemsnit på tværs af lande fordelt på brancher, 2009-2017 122

B.6 Anvendelse af teknologi (total) . . . 123
B.7 Anvendelse af teknologi (total), sammenlignet med 2016 . . . 123
B.8 Indhold af arbejde (total) . . . 124
B.9 Indhold af arbejde (total), sammenlignet med 2016 . . . 124

Tabeller

3.1 Oversigt over lande i paneldatamodellerne . . . 19
3.2 Oversigt over industrier og sektorinddelinger . . . 21
3.3 Oversigt over jobfunktioner i DISCO-08 . . . 32

4.1 Resultater for regressionsmodeller på landeniveau . . . 47
4.2 Resultater for regressionsmodeller på industriniveau . . . 49
4.3 Resultater for regressionsmodeller med interne og eksterne effekter . . . 52
4.4 Resultater for regressionsmodeller med sektorspecifikke interne og eksterne effekter . . . 55
4.5 Resultater for regressionsmodeller for uddannelsesniveauer . . . 61

5.1 Resultater for regressionsmodeller for indhold af arbejde . . . 82
5.2 Resultater for regressionsmodeller for indhold af arbejde, sammenlignet med 2016 . . . 84
5.3 Resultater for regressionsmodeller for jobusikkerhed og karrieremuligheder . . . 89

B.1 Oversigt over variable i EU KLEMS . . . 118
B.2 Gennemsnit over udvalgte variable for alle land . . . 119
B.3 Gennemsnit over udvalgte variable for alle industrier på tværs af lande . . . 120
B.4 Gennemsnit over udvalgte variable for alle industrier i Danmark . . . 121

KAPITEL 1

Indledning

1.1 Motivation

Har vi den rette uddannelse og de rigtige kompetencer til at udføre vores job om fem år? Hvad med om ti år? Hvilke jobs eksisterer stadig, når automatiseringen tager over? Og hvordan bliver vores arbejdsliv? Spørgsmålene, og ofte bekymringerne, er mange, når emnet falder på fremtidens arbejde. Og ikke uden grund.

Den teknologiske udvikling buldrer frem. Både i medier og på arbejdspladser hører vi om indvirkningerne af automatisering, robotter og kunstig intelligens på fremtidens jobs og samfund. Frygten for en fremtid uden jobs har måske aldrig været større end den er i dag. I en verden, hvor automatisering og kunstig intelligens i højere og højere grad bliver en inkorporeret del af hverdagen og arbejdslivet, rejser det spørgsmålet, om menneskelig arbejdskraft overhovedet er nødvendigt i fremtiden, altså om teknologi vil medføre massearbejdsløshed? Der tales om en fjerde industriel revolution [1] som især vil omfatte kunstig intelligens og avanceret robotteknologi, og den siges at have en større effekt på samfundet end nogensinde før. Ideen om, at teknologi vil medføre masssearbejdsløshed er dog langt fra ny. I 1930'erne skrev John M. Keynes:

> "*We are being afflicted with a new disease of which some readers may not yet have heard the name, but of which they will hear a great deal in the years to come, namely, technological unemployment. This means unemployment due to our discovery of means of economising the use of labour outrunning the pace at which we can find new uses for labour.*"Keynes (1930)

Diskussionen om massearbejdsløshed, og teknologisk arbejdsløshed er altså langt fra ny. Selvom automatisering og ny teknologi i endnu højere grad i dag har gjort sit indtog på arbejdsmarkedet, har det dog endnu ikke overflødiggjort menneskelig arbejdskraft.

[1] Den første industrielle revolution indtraf i 1700-tallet især med udbredelsen af dampmaskinen. Den anden industrielle revolution indtraf med elektriciteten og samlebåndet, som gjorde det muligt at masseproducere. Den tredje industrielle revolution kom med den digital revolution med fremkomsten af automatisering, computere og informationsteknologi.

Det betyder dog ikke, at der ikke kommer til at ske samfundsomvætninger, som direkte effekt af den teknologisk udvikling. I 2013 udgav Frey og Osborne artiklen 'The Future of Employment', hvori de forudser, at 47 pct. af amerikanske arbejdspladser vil forsvinde indenfor det næste årti eller to (Frey et al., 2013). I Danmark vurderes det, at 10,3 pct. af de danske job vil være i højrisiko for at forsvinde inden for samme periode (OECD, 2019). Analyser, som disse, beskriver en fremtid med store samfundsomvæltninger og transformation af måden vi arbejder på, og kan også fremkalde en frygt for, at ikke alle vil kunne følge med og tilpasses denne udvikling. McKinsey har estimeret, at en gruppe på omkring 300.000 beskæftigede i Danmark kan få særligt svært ved transitionen (McKinsey, 2017).

Betyder udviklingen hermed, at der vil være færre jobs i fremtiden, og at alle skal tage ingeniøruddannelser for at have en chance på arbejdsmarkedet? Eller vil den teknologiske udvikling snarere medføre nye typer jobs og samfundsbehov?

Med de industrielle revolutioner i landbruget og industrien, oplevede man historiens største samfundsomvæltninger. Dengang krævede udviklingen, at mange arbejdere blev overflødige og var nødt til at skifte profession. Samtidig oplevede vi, at revolutionerne medførte økonomisk vækst og nye behov, og således voksede især serviceerhvervene efterfølgende meget kraftigt. Fremtidens arbejde kommer i høj grad til at ændre sig. Der kan dog også være grund til optimisme, sådan som beskrevet i en af Kaldor (1961)'s seks lovmæssigheder for langsigtet økonomisk vækst. På trods af, at det 20. århundrede stod for en hidtil uset teknologisk fremgang inden for især transport, produktion og kommunikation, forblev arbejdskraftens andel af den nationale indkomst nemlig nogenlunde konstant. En kendsgerning Keynes (1939) betragtede som "*a bit of a miracle*". Hvis dette også gør sig gældende i det 21. århundrede, behøver de tilsyneladende ubegrænsede muligheder for arbejdskraftbesparende teknologiske fremskridt altså ikke at gøre arbejdskraft irrelevant som produktionsfaktor.

Et vigtigt spørgsmål er dog, om de historiske erfaringer og økonomiske lovmæssigheder ligeledes kan blive udfordret af den igangværende teknologiske udvikling? Flere nylige tendenser udfordrer således den førnævnte lovmæssighed, og der er en bred opfattelse i litteraturen af, at gennembrud inden for kunstig intelligens og robotteknologi kan skifte menneskets grundlæggende komparative fordel overfor maskinerne (Acemoglu et al., 2019; Autor, 2015). I hvert fald har det potentiale til at ændre arbejdskraftefterspørgslen for forskellige grupper i arbejdsmarkedet.

Et andet perspektiv, der måske er blevet glemt en smule i fremtidsprognoserne, er, hvordan de teknologiske udviklinger kan påvirke måden vi arbejder på. Måske det betyder en overgang fra trivielle til mere meningsfulde arbejdopgaver, eller at vi bliver mere bundet af at skulle betjene de nye robotter og computersystemer. En bekymring er desuden, at det kan medføre forringelser af de arbejdsfunktioner, der er tilgængelige for arbejdere med kompetencer der ikke længere efterspørges.

Med afsæt i den teknologiske udviklings betydning for fremtidens arbejdere og arbejdsmarked, opererer projektet ud fra følgende problemformulering:

Hvordan påvirkes beskæftigelsen af den teknologiske udvikling, og

hvordan påvirker robotter og avanceret teknologi måden vi arbejder på?

Projektet undersøger altså overordnet to aspekter indenfor temaet om den teknologiske udviklings betydning for fremtidens arbejde. Først et spørgmål om, hvorvidt der er jobs nok til alle, og dernæst et mere kvalitativt spørgsmål om, hvorvidt teknologien ændrer vores arbejdsindhold på en måde der er ønskværdig. I undersøgelsen inddrages begge aspekter, og forskellige grupper i samfundet sammenlignes.

Den teknologiske udvikling måles i projektet som produktivitetsændringer. Produktivitet forstås altså som innovation og ny teknologi. Det er dog klart, at der er flere ting, som kan bidrage til øget produktivitet, herunder investering i kapital og human kapital. Elementerne er dog ikke så let at adskille, og derfor er produktivitet det nærmeste, som der kommes på at måle den teknologiske udvikling. Projektet ønsker at teste, om der findes evidens for om den teknologiske fremgang, målt ved produktivitesstigninger, betyder færre jobs, hvilket i så fald er modstridende med klassisk økonomisk teori, hvor produktivitesstigninger normalt forventes at øge beskæftigelsen. Desuden ønskes at teste om produktivitesstigninger har forskellige effekter på makro- og mikroplan. Her er der både argumenter for at produktivtetsvækst kan virke beskæftigelsesreducerende, underforstået i Baumol (1967)-hypotesen, der siger, at industrier eller sektorer med høje produktivitetsstigninger vil aftage som en andel af beskæftigelsen. Det er dog også muligt, at produktivitetsstigninger i andre industrier og sektorer kan øge beskæftigelsen gennem *spillover*-effekter. Hvis dette gør sig gældende er det, med udgangspunkt i erfaringer fra et studie af Autor et al. (2017), nærtliggende at spørge om produktivitetsvækst i forskellige sektorer har samme betydning for jobskabelsen, eller om vækst i produktiviteten i visse sektorer er at foretrække i forhold til at øge beskæftigelsen. Mange nyere studier om virkningerne af teknologisk fremgang på arbejdsmarkedet peger dog på, at den primære samfundsmæssige udfordring ikke er faldende samlet arbejdskraftefterspørgsel (Autor, 2015; Brynjolfsson et al., 2014). Således forventes det umiddelbart heller ikke, at mængden af jobs, samlet set, bliver det centrale problem på fremtidens arbejdsmarked. Det betyder dog ikke nødvendigvis, at der vil være tilgængelige, og gode, jobs til alle. Man kan frygte, at mange af de nye jobs, der skabes med automatisering og stigende produktivitetsvækst, ikke tilbyder en stabil og bæredygtig levestandard, samt at de nye godt betalte jobs, vil være uden for rækkevidde for arbejdstagere uden en universitetsuddannelse. Derfor ønskes det også at teste, hvordan produktivitetsændringer påvirker beskæftigelsen for arbejdere i forskellige kompetencegrupper, altså om der kan findes et skift i uddannelsesefterspørgslen.

Projektet vil ikke have direkte fokus på det indkomstmæssige aspekt af fremtidens jobs. I stedet benyttes et nyt og unikt dansk spørgeskemaundersøgelse, som afdækker hvordan de teknologiske fremskridt, her målt som avancerede teknologier og robotteknologi, påvirker indholdet af arbejde. Her belyses først tendenser på de danske arbejdspladser, som netop skal give et nærmere indblik i, hvordan arbejdsmarkedet ændrer sig. Projektet bygger på en hypotese om, at rutinemæssige arbejdsopgaver forsvinder som følge af den teknologiske udvikling, som bl.a. McKinsey (2017) har fundet. Denne udvikling vil enten betyde, at arbejdere skal varetage andre, måske mere abstrakte og komplekse, arbejdsopgaver, eller så bliver deres arbejde og erhverv overflødiggjort. Ikke alle teknologiske ændringer er ønskværdige for de danske arbejdere som helhed, og især

for bestemte grupper blandt lønmodtagerne kan udviklingen være problematisk. Især grupper, hvis arbejde er i risiko for at kunne blive automatiseret, vil være udsat, og dette vil netop kunne spille ind på deres jobsikkerhed. Projektet ønsker at undersøge, hvordan indhold af arbejde udvikler sig, og hvordan teknologien spiller ind på det danske arbejdsmarked. Yderligere ønsker projektet at finde ud af, hvad der bidrager til gode karrieremuligheder og hvad kan medføre jobusikkerhed. Det er især også af interesse at se, hvorvidt der er forskelle på grupper i samfundet, både indenfor sektorer og jobfunktioner, som netop skal bidrage til at give et bud på, hvordan det danske arbejdsmarked kommer til at udvikle og ændre sig.

Samlet kan analysen bidrage til en forståelse af, hvordan fremtidens arbejdsmarked kommer til at udforme sig Første del af analysen kan bidrage til en forståelse af udviklingen og sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse på land, industri og sektorplan, samt udviklingen indenfor kompetenceesefterspørgsel. Anden del dykker mere ned i arbejdsindholdet, hvor udviklingen indenfor både rutineprægede og komplekse arbejdsopgaver undersøges. Dertil undersøges det hvilke faktorer, herunder uforudsete problemer, der spiller ind på medarbejdernes arbejdsindhold. Til slut undersøges jobsikkerhed. Ved at undersøge fremtidens jobusikkerhed men også karrieremuligheder, set i sammenhæng med resten af projektet, kan det give et fingerpeg af hvilke typer arbejdspladser, der står til at forsvinde, men også hvilke jobmuligheder fremtiden byder på.

1.2 Dokumentation for problemformulering

Den nuværende teknologiske udvikling er gennemgribende i hele verdensøkonomien og i store dele af arbejdsmarkedet. Siden årtusindskiftet er udviklingen gået ekstremt hurtigt. Google Translate, 3D-printere og algoritmer som foreslår, hvad du skal se på Youtube og Netflix, er alle samme elementer af kunstig intelligens, som man støder på i dagligdagen. Det er ikke kun i vores personlige liv, det er i lige så høj grad på arbejdspladserne, der sker hastige forandringer. Industrielle robotter som i højere og højere grad kan overtage arbejdsopgaver på lagre. Levering med droner. Selvkørende biler. 3D-printere, som kan printe hele huse. Intelligente robotter som kan servicere på restauranterne og overtage velfærdsopgaver på sygehusene. Altsammen vidner i høj grad om et samfund under forandring.

Paradoksalt nok har der dog aldrig været så stabile arbejdsforhold, som der er i dag. Ifølge tal fra Danmarks Statistik, havde 79 pct. af de beskæftigede i 2010 samme arbejdsgiver som i 2009, og fra 2016 til 2017 var det 78 pct. I figur 1.1 ses udviklingen for samlet beskæftigelse og produktivitet, målt som *gross output* pr. arbejdstager, indenfor markedsøkonomien [2].

Der fremgår af figuren en positiv tendens i beskæftigelsesudviklingen, som i perioden 1995 til 2017 er steget fra 1,59 mio. beskæftigede til 1,8 mio. beskæftigede, altså en stigning på 13,2 pct. I samme periode er befolkningstallet i Danmark steget med omkring 11,7

[2] I projektet undersøges markedsøkonomien, og derfor udelades den offentlige sektor og landbrugssektoren. Dette uddybes i kapitel 3

Figur 1.1: Udvikling i beskæftigelse og produktivitet i Danmark, 1995-2017

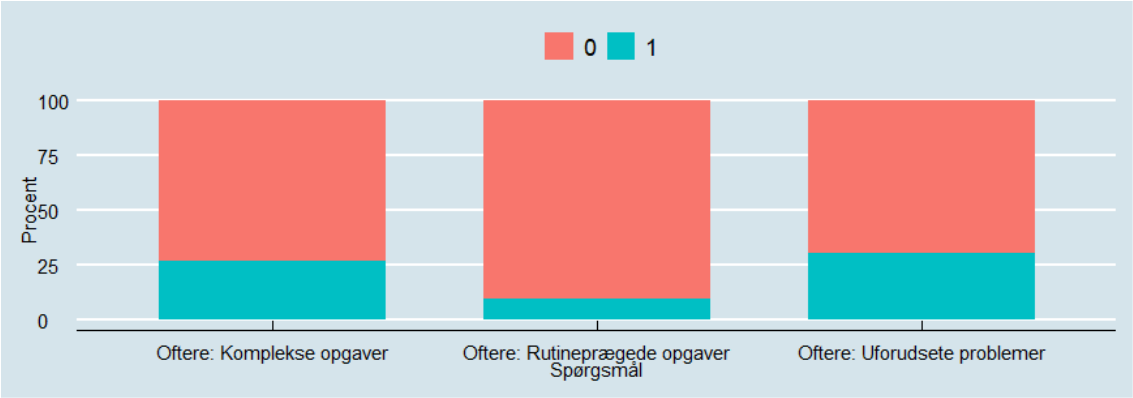
pct., og det vidner om, at antal beskæftigede i Danmark indenfor markedsøkonomien[3] har været nogenlunde konstant og endda er steget en smule i perioden. Samtidigt kan det ses, at produktiviteten også stiger, det kan netop være en indikator på, at der er en positiv sammenhæng mellem den teknologiske fremgang og beskæftigelsen i Danmark, sådan som klassisk økonomisk teori også foreskriver. Der er altså ikke umiddelbart de helt store tegn på den helt store samfundsomvæltning.

På trods af dette, har bekymringen for om der er jobs nok til alle måske aldrig været større end den er i dag. Som nævnt vurderer OECD (2019), at 10,3 pct. af danske jobs er i fare for at forsvinde, mens McKinsey (2017) vurderer, at imod 40 pct. af danskernes nuværende arbejdstimer kan automatiseres. Dette gælder især indenfor handels-, industri-, transport- samt erhvervsservicebranchen, som tilsammen udgør to tredjedele af den samlede beskæftigelse. De finder, at op imod 50 pct. af arbejdstimerne kan automatiseres i handelsbranchen, op imod 60 pct. i industri- og transportbranchen samt 40 pct. i erhvervsservicebranchen. Her viser McKinsey's analyse, at de mindst automatiserbare jobgrupper har størst evne til at bevæge sig rundt på tværs af arbejdsmarkedet, mens jobgrupper med et relativt højt automatiseringspotentiale har dårligere forudsætninger for jobmobilitet. Her kan omkring 250.000-300.000 beskæftigede især være udsatte i hele økonomien, hvor deres nuværende arbejde har et højt automatiseringspotentiale, og deres forudsætninger for at flytte til andre dele af arbejdsmarkedet er lav (McKinsey, 2017).

Det er efterhånden også meget veldokumenteret i litteraturen, at det især er rutineopgaver som kan programmeres og automatiseres. I den tidligere omtalte spørgeskemaundersø-

[3]Projektet beskæftiger sig ikke med hele økonomien, hvor bl.a. landbrug og det offentlige er udelukket. Dette skyldes, at fokus er på den markedsdrevne del af økonomien, her kaldet markedsøkonomien. Mere om det i kapitel 3

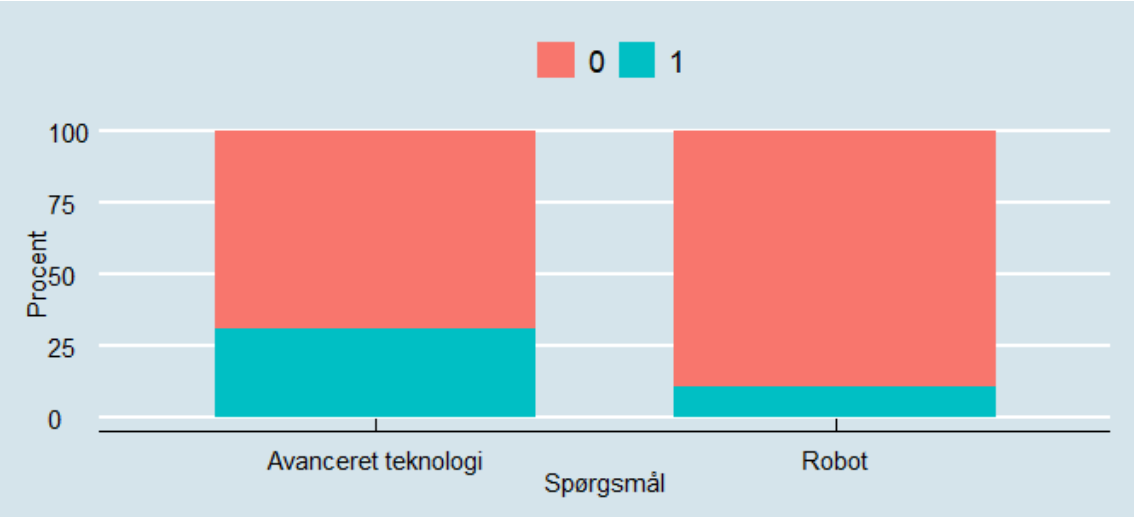
gelse, som er udarbejdet af Danmarks Statistisk for Aalborg Universitet, er respondenterne blandt andet blevet spurgt om, hvorvidt de oftere eller sjældnere, sammenlignet med 2016, udfører komplekse arbejdsopgaver, korte og rutineprægede arbejdsopgaver og/eller har uforudsete problemer. Tallene i figur 1.2 vidner om, at respondenterne oftere løser både uforudsete og komplekse arbejdsopgaver, men at der samtidigt også er en andel som oftere udfører rutineprægede arbejdsopgaver. Her udfører 27 pct. oftere komplekse opgaver sammenlignet med 2016, mens der er 30 pct. der oftere udfører uforudsete problemer, og 10 pct., der oftere udfører rutineopgaver [4]. Interessant er det, at $1/10$-del af respondenterne svarer, at de oftere løser rutineopgaver, når dette netop er de arbejdsopgaver, som litteraturen beskriver gradvist vil kunne overtages af automatisering og teknologiske løsninger. Dette kan måske skyldes, at teknologi har overtaget arbejdsopgaver og dermed muligvis gjort mere komplekse arbejdsopgaver rutineprægede. Eller også er der opstået nye typer af rutineprægede arbejdsopgaver.



Figur 1.2: Spørgeskemaundersøgelse: Indhold af arbejde, sammenlignet med 2016

Såfremt man omfavner de teknologiske løsninger, vil en stor andel af opgaverne indenfor den nærmere fremtid kunne overtages og automatiseres af smarte teknologiske løsninger, som udviklingen i anvendelse af teknologi på arbejdspladsen i figur 1.3 vidner om. Her svarer 31 pct. af respondenterne, at de benytter avanceret teknologi mindst en gang om ugen. Lidt anderledes gør det sig gældende for robotter, som er en smule mere branchesnævert, hvor 10 pct. beskriver, at de bruger det mindst en gang om ugen. Her kunne der umiddelbart godt være en sammenhæng mellem, at organiseringen ændrer sig samtidigt med at flere og flere, især, benytter avanceret teknologi i måden de arbejder på. Der må i hvert fald være en grund til, at teknologi i højere og højere grad ses på arbejdspladserne. Enten må det være mere effektivt eller også må det være mindre omkostningsfuldt.

[4] Her er der blevet sorteret i data, så der er her 603 respondenter



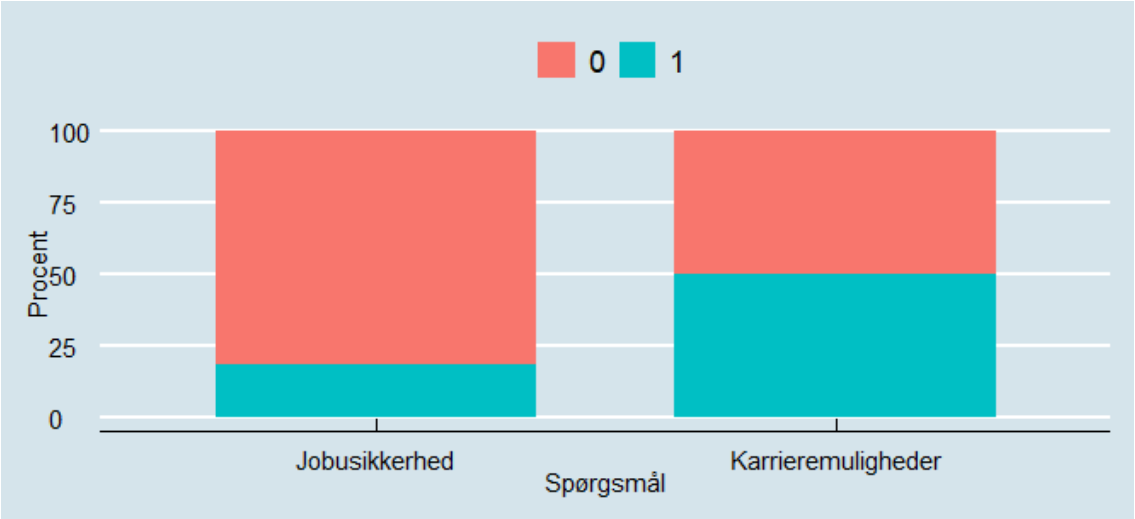
Figur 1.3: Spørgeskemaundersøgelse: Teknologi

På trods af, at det også i fremtiden tyder på at der er jobs nok, fornemmes en vis usikkerhed omkring fremtiden blandt lønmodtagerne. I samme spørgeskemaundersøgelse er respondenterne også blevet spurgt ind til både usikkerhed for arbejde og karrieremuligheder. Her har 603 respondenter skulle svare på, om de frygter at miste deres arbejde indenfor de næste seks måneder og om deres nuværende job giver gode karrieremuligheder. Figur 1.4 illustrerer svarfordelingerne. Her ses det, at 18 pct. af respondenterne ikke er sikre i deres arbejde og frygter at miste det indenfor de næste seks måneder. Indenfor en periode på seks måneder, er det alligevel en relativ stor andel, som ikke føler sig sikre i deres nuværende beskæftigelse. Kun 50 pct. af respondenterne er enige i påstanden om, at deres nuværende arbejde giver gode karrieremuligheder. Her kan mange ting spille ind, eksempelvis kan personen allerede være i den bedst mulige position i forhold til deres uddannelse eller arbejdsplads eller de kan befinde sig i et arbejde, hvor det ikke er muligt at positionere sig bedre. Alligevel er det bemærkelsesværdigt, at en så stor andel ikke mener, at de har gode karrieremuligheder. Dette kunne vidne om, at beskæftigelsen nok er konstant, men at arbejde for den enkelte lønmodtager er ved at ændre sig. Her er spørgsmålet så, hvilke jobs er i fare og hvordan kommer fremtidens arbejdsmarked til at se ud?

Udviklingen tyder på, at der burde være jobs nok til alle. Alligevel hersker der en stor bekymring i samfundet for fremtidens arbejdsmarked. Netop derfor er det også interessant at se på hvordan den teknologiske udvikling påvirker arbejdsmarkedet, og hvordan forskellige grupper i samfundet påvirkes af udviklingen.

1.3 Projektopbygning

Projektets indledning efterfølges af et litteraturreview, kapitel 2, som undersøger udvalgte relevante studier, hvor især studiet af Autor et al. (2017) fremhæves, da en stor del af analysen foretages med udgangspunkt i fremgangsmåden i dette studie. Derudover har bl.a. Bessen (2013) og Baumol (1967) undersøgt sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse, som forklares i teksten. Herefter beskrives en række studier af bl.a. Frey



Figur 1.4: Spørgeskemaundersøgelse: Jobsikkerhed

et al. (2013), som netop beskriver, hvilke jobs, der kan automatiseres. Herefter gennemgås en række studier for teknologiens indvirkning på arbejdsmarkedet, herunder Acemoglu et al. (2019). Desuden gennemgås en række argumenter for, hvorfor nogle teknologier kan programmeres og automatiseres, mens andre ikke kan. Og hvilke forhold bidrager til at gøre en arbejdsopgave kompleks. Til slut inddrages en række eksterne studier for at undersøge andre synspunkter om, hvordan teknologi komplementerer eller substituerer arbejdskraften, herunder Autor et al. (2006) og Autor (2015). Samlet skal disse litteraturstudier bidrage til en større forståelse af, hvorfor og hvordan arbejdsmarkedet ændrer sig.

I kapitel 3 præsenteres de benyttede datasæt til projektets analyser, som omfatter et paneldatasæt med tal fra EU KLEMS (Stehrer et al., 2019), samt spørgeskemaundersøgelsen TASK, som projektet har fået tilladelse til at benytte igennem Aalborg Universitet. I kapitlet beskrives også databehandling, variable og forventninger til disse, samt argumenter for valg og fravalg.

Kapitel 4 og 5 omfatter projektets analyse. Kapitel 4 omhandler analyser foretaget med udgangspunkt i EU KLEMS-datasættet. Kapitlet indledes med en beskrivelse og argumentation for valg af analysemodel, som efterfølges af en deskriptiv undersøgelse af forholdet mellem produktivitets- og beskæftigelsesændringer på tværs af lande og sektorer, samt en undersøgelse af sammensætningen af uddannelsesgrupper på arbejdsmarkedet. Derefter opstilles en række panelmodeller. Først undersøges effekten af produktivitetsstigninger på beskæftigelsen på makroniveau, og efterfølgende udbygges denne til mikroniveauet. Makro og mikroniveauerne kombineres så for at undersøge direkte effekter og spillover effekter, og denne udbygges igen ved at opdele industrierne i sektorer for at undersøge hvordan produktivitetsvækst i forskellige sektorer påvirker resten af økonomien. Til sidst undersøges hvordan produktivitetsændringer påvirker beskæftigelsen indenfor forskellige uddannelsesgrupper. Kapitel 5 bygger på spørgeskemadatasættet TASK. Kapitlet indledes ligeledes med en deskriptiv undersøgelse, hvor fokus for undersøgelsen er indhold af arbejde og sikkerhed for arbejde. Først undersøges det deskriptivt, hvordan teknologi på arbejdsmarkedet udvikler sig, og hvorvidt der er forskel mellem jobfunktioner og bran-

cher. Herefter undersøges indhold af arbejde deskriptivt, både på tværs og i de respektive brancher og jobfunktioner, hvorefter der foretages regressionsanalyser på tre afhængige variable for indhold af arbejde. Herefter ønskes det at undersøge, hvilken sammenhængen der er mellem teknologi og jobsikkerhed. Her undersøges det ligeledes først deskriptivt, og dernæst på tværs og i forskellige jobfunktioner og brancher. Efterfølgende foretages også her regressionsanalyse på to udvalgte afhængige variable for at se om der er statistisk signifikante sammenhænge. Afslutningsvis opsummeres der på analyserne.

I kapitel 6 diskuteres projektets resultater. Her sammenlignes projektets resultater med studier, beskrevet i kapitel 2 og resultater sammenholdes. Herefter diskuteres det, hvad resultaterne kan bruges til, og hvad de ikke kan bruges til. Den afsluttende diskussion i dette kapitel sker med henblik på, hvordan man kan gå videre med analysens resultater. Der konkluderes på det samlede projekt i kapitel 8.

KAPITEL 2

Litteraturreview

I dette kapitel beskrives en række relevante studier indenfor områderne: den teknologiske udvikling og fremtidens arbejdsmarked. Der bliver her fokuseret på en række danske og udenlandske studier, som undersøger forskellige perspektiver på, hvordan teknologiske udvikling påvirker lønmodtagerne og arbejdsmarkedet. Projektet beskæftiger sig primært med forhold i Danmark, men det vurderes, at erfaringer fra amerikanske og europæiske studier også kan være relevante for sammenhængen i Danmark. Studierne der inddrages kan opdeles i tre emner.

- I første emne, undersøges sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse. Der inddrages her særligt nyere forskning, men Baumol (1967)-hypotesen, som blev præsenteret i indledningen af projektet, vil også blive behandlet. Dette skal danne et teoretisk grundlag for den del af projektets problemformulering, som undersøges i kapitel 4.
- I det andet emne, undersøger projektet litteraturen omkring teknologiens indvirkning på arbejdsmarkedet, som skal give en teoretisk forståelse for udviklingen indenfor teknologiske løsninger og arbejdsopgaver. Her bliver der første fremlagt en række studier for hvordan teknologi, og især industrielle robotter, påvirker arbejdsmarkedet og ændrer efterspørgslen. Herudover bliver der fremlagt en række argumenter for, hvorfor nogle processer kan programmeres og automatiseres.
- Tredje del undersøger mere specifikt den litteratur, der undersøger, hvorvidt teknologien både kan være arbejdskraftskomplementerende og -erstattende. Der præsenteres en række studier, der netop omhandler hvordan teknologi spiller ind, og hvilke jobs, der forsvinder.

Denne litteraturundersøgelse skal biddrage til at give et indblik ind i nogle af de erfaringer, der er gjort på området omkring teknologiens effekter på vores økonomi. Det skal dog understreges, at dette er et meget komplekst felt, også fordi projektet har valgt at undersøge to aspekter indenfor feltet. Derfor er dette litteraturreview på ingen måde fyldestgørende i forhold til at inddrage alle vinkler og perspektiver, men afdækker først og fremmest de studier der er fundet relevante for dette projekt.

2.1 Sammenhæng mellem produktivitet og beskæftigelse

Indenfor klassiske arbejdsmarkedsøkonomi vil enhver ting som øger produktiviteten også øge nationalindkomsten, som så øger forbruget, og som så øger efterspørgsel efter arbejdskraft (Acemoglu et al., 2019). I traditionel økonomisk teori kan produktivitetsvækst altså ikke sænke den samlede beskæftigelse. Nyere økonomisk teori stiller dog spørgsmåltegn ved dette forhold. Det skyldes ikke mindst, at det er erfaret, at maskiners øgede kapacitet og evner kan begrænse den samlede efterspørgsel efter arbejdskraft, da teknologi i stigende grad overtager menneskelige arbejdsopgaver, og i sidste ende måske helt fjerner behovet for arbejdskraft. Der er efterhånden mange empiriske studier, som undersøger, hvordan beskæftigelsen er blevet påvirket af den teknologiske udvikling, målt ved produktivitetsændringer, herunder Baumol (1967), Bessen (2013) og Autor et al. (2017).

Ifølge Bessen (2013) voksede mange fremstillingsindustrier i beskæftigelse samtidig med, at arbejdsproduktiviteten steg i et helt århundrede inden beskæftigelsen i den pågældende industri faldt. Det er, ifølge Bessen (2013), vigtigt, både fordi det viser, at man ikke kan antage, at produktivitetsforbedrede teknologier nødvendigvis fører til jobtab, og samtidigt, at produktiv teknologi ikke nødvendigvis vil mindske aggregeret beskæftigelse. Her beskriver han det 'omvendte U' for tekstil-, stål- og automobilindustrien i USA, hvor beskæftigelsen i de tidlige år af innovationen vil stige og så falde i de senere år. I de tidlige stadier af et produkt, vil et prisfald øge efterspørgslen. Når efterspørgslen tilfredsstilles hos forbrugerne, vil yderligere innovationer kun skabe en begrænset stigning i efterspørgsel, og her vil produktivitetsfremskridt med tiden reducere beskæftigelsen. Mange nye studier fokuserer på automatisering, men disse antager, at efterspørgselselasticiteten er konstant og ens på tværs af industrier. Her kan automatisering øge arbejdskraftefterspørgslen, men udfaldet af dette afhænger af den relative produktivitet af den nye teknologi (Bessen, 2013).

Baumol (1967) beskriver i sin videnskabelige artikel fra 1967, at produktiviteten ikke vil vokse ensartet i hele økonomien. Her beskriver han, at hvis der forekommer ikke-ensartet vækst i produktiviteten, vil mindre produktive sektorer både se, at deres relative output-priser stiger. Dette skyldes, at lønnen i hans model er ens på tværs af brancherne, så når den produktive sektors produktivitet stiger, stiger lønnen i hele økonomien, som vil øge de relative output-priser. Her vil en stadig større andel af beskæftigelsen gå over til den ikke-produktive sektor og beskæftigelsen i den produktive sektor vil gå mod nul.

Autor et al. (2017) undersøger blandt andet Baumol (1967)'s hypotese, hvor de finder, at beskæftigelsen på industri- og sektorniveau falder kraftigt, når industriens produktivitet stiger. I deres studie undersøges beskæftigelseseffekterne af en stigende arbejdskraftsproduktivitet på tværs af en række OECD-lande. I disse lande finder de robuste resultater for forholdet mellem produktivitet og beskæftigelse. De finder, at beskæftigelsen på lande-niveau generelt vokser, når produktiviteten stiger. Dette skyldes, ifølge studiet, positive indirekte effekter i økonomien. Samtidigt finder de, at den negative direkte beskæftigelseseffekt af stigende produktivitet i industri mere end opvejes af positive indirekte effekter fra resten af økonomien. En central pointe i studiet er dog, at produktivitetsvækst ikke er den primære forklarende variable af stigende eller faldende beskæftigelse, men nærmere befolkningsvækst. Autor et al. (2017) finder imidlertid også, at hurtig produktivitetsvækst i primær- og sekundærsektorer har genereret en betydelig

omfordeling af lønmodtagere til tertiære tjenester, der beskæftiger en uforholdsmæssig stor andel af højt kvalificeret arbejdskraft. De konkluderer dog, at den sektorvise skævhed med stigende produktivitet ikke har mindsket den samlede efterspørgsel efter arbejdskraft, men har skabt en skævhed i uddannelsesbaseret efterspørgsel. Det skal her bemærkes, at speciale-projektet er meget inspireret af især dette studie. Speciale-projektet forholder sig dog også kritisk til studiet og en række omstændigheder gør projektets undersøgelse svært sammenlignelig med studiet af Autor et al. (2017), men speciale-projektet vil dog forsøge at sammenligne relevante resultater og fremgangsmåder i kapitel 4 med artiklen af Autor et al. (2017).

2.2 Teknologiens indvirkning på arbejdsmarkedet

Automatiseringen og dens effekt på arbejdsmarkedet er efterhånden også meget veldokumenteret. Især er der mange studier, som har afdækket effekten af industrielle robotter, herunder Dauth et al. (2018) og Humlum (2019). Industrielle robotter har reduceret beskæftigelsen indenfor fremstillingsindustrier, hvor robotter er blevet implementeret, men derimod er beskæftigelsen steget indenfor andre brancher end fremstilling. Dauth et al. (2018) finder, at robotter har ændret på sammensætningen af beskæftigelsen, men ikke den samlede beskæftigelse. Automatisering kan gavne ledere og højtuddannede som har mere abstrakte arbejdsopgaver, mens det kan have en negativ effekt på lavt- og mellemuddannede, som i højere grad har arbejdsopgaver som kan erstattes af robotter. De finder dog, at der generelt er positive *spillover*-effekter på beskæftigelsen i andre industrier fra implementeringen af robotter. Humlum (2019) finder, at det også har ændret på sammensætningen af lønmodtagere, hvor andelen af produktionsarbejdere i fremstillingsbranchen er faldet, som følge af industrieller robotter, mens teknikarbejdere er steget. Acemoglu et al. (2019) beskriver, at mange nye teknologier, herunder automatiseringsteknologier, ikke vil øge produktiviteten, men derimod kun erstatte den, og derfor vil de kunne reducere arbejdskraftefterspørgslen. Hvorfor har beskæftigelse så været relativ konstant igennem tiden på trods af ny teknologi? Som automatiseringsteknologier er blevet introduceret, har andre teknologier skabt nye opgaver, hvor arbejdskraft havde en komparativ fordel, og netop dette skaber nye arbejdsopgaver for lønmodtagerne (Acemoglu et al., 2019). For at en adoption af teknologierne vil kunne lade sig gøre, vil det for det første kræve, at der er implementerbare løsninger som kan integreres med andres systemer. For det andet, skal virksomhederne kunne se en fordel i at investere i ny teknologi, som eksempelvis kan give færre fejl eller hurtigere produktionstid (McKinsey, 2017).

Processer og teknologiers forskellige kompleksitet er betegnende for i hvilken grad maskiner overtager arbejdsopgaver. Teknologi kan programmeres og automatiseres, når regler og operationsproceduren kan specificeres på forhånd. Typisk skal en programmør først kunne forstå rækkefølgen af de trin, der kræves for at udføre opgave, og så skal det programmeres, så maskinen kan simulerer trinene præcist (Autor, 2015). Jo svære det er at specificere processen fra input til output, desto svære er det også at kontrollere produktionsprocessen og gøre den forudsigelig. Ifølge Joan Woodward, er den tekniske kompleksitet for en produktionsproces, et spørgsmål om i hvor høj grad den kan programmeres, et vigtigt aspekt i at kunne adskille forskellige teknologier. En høj teknisk

kompleksitet eksisterer, når processen fuldt ud kan programmeres og automatiseres. Lav teknisk kompleksitet er kendetegnet ved processer, der primært afhænger af mennesker og deres færdigheder og viden. Servicesektoren afhænger i højere grad af mennesker og deres viden og kompetencer og mindre af maskiner. Her vil den tekniske kompleksitet hermed være lav (Jones, 2007)

Ifølge Charles Perrow, er der to dimensioner af rutine opgaver og komplekse opgaver: opgavevariabilitet og opgaveanalysérbarhed. Ved opgavevariabilitets-graden forstås antallet af undtagelser en person står overfor. Denne er høj, når en person kan forvente mange undtagelser, fx for en kirurg, hvor det modsatte fx gør sig gældende for en ansat ved McDonald's, hvor undtagelserne er begrænsede. Den anden dimension, opgaveanalysérbarhed, udtrykker i hvilken grad det er nødvendigt at søge og samle information for at løse et problem. Jo mere analysérbar en opgave er, desto mindre tid skal der bruges på informationssøgeaktivitet, netop fordi informationer allerede er kendte, reglerne er blevet formaliserede og en opgave kan derfor nemmere programmeres på forhånd. Igen illustreret ved McDonald's, hvor der måske er mange forskellige menuer at vælge imellem, men opgaveanalysérbarheden er minimal (Jones, 2007).

2.3 Komplementerer eller substituerer teknologi arbejdskraften?

I forhold til hvordan teknologi påvirker beskæftige på arbejdsmarkedet, er der flere hypoteser, som eksisterer i litteraturen. Den første handler om, at det kommer til at opstå et *skill-bias*, som kaldes et *Skill-biased technical change* (SBTC), hvor teknologi netop er biased mod en bedre uddannet arbejdskraft frem for en ikke-uddannet arbejdskraft. En anden måde at anskue det på præsenteres bl.a. i en videnskabelig artikel af Goos et al. (2003). Her argumenteres for, at teknologi kan erstatte rutineopgaver, hvor teknologien kan substituere arbejdskraften, men ikke kan erstatte ikke-rutine opgaver, som kan komplementere teknologien, samt manuelle opgaver. Hvis dette gør sig gældende, vil indvirkningen af teknologi betyde, at den relative efterspørgsel efter velbetalte højuddannede jobs og lavt betalte ufaglærte jobs vil stige, og at den relative efterspørgsel efter '*middling jobs*' vil falde. Dette kaldes polarisering. Her beskriver Goos et al. (2003), at der har været en vækst i '*lousy jobs*', som oftest er lavtbetalte service-jobs, og vækst i '*lovely jobs*', som primært er velbetalte professions- og ledelsesmæssige jobs, samt et fald i *middling jobs*, som primært er kontorjobs og manuelle jobs indenfor fremstilling. Goos et al. (2003) argumenterer for, at ikke-rutine kognitive og interaktive opgaver er komplementære til teknologi; rutineopgaver er substitutter, mens ikke-rutine manuelle opgaver ikke påvirkes direkte. Der er dog også mange opgaver, som mennesker kan forstå stiltiende og udføre ubesværet, men hvor der ikke kan opstilles regler. Dette inkluderer sensorimotoriske færdigheder, fysisk fleksibilitet, dømmekraft, intuition, kreativitet og sprog, som netop kan være svære at programmere (Goos et al., 2003). Autor et al. (2006) opbygger ligeledes en model for, hvordan et fald i realprisen på computerkraft fører til en polarisering af arbejdskraft. Her arbejder de med abstrakte, rutine og manuelle arbejdsopgaver, hvor computerkapital er en tæt substitut for rutine kognitive og manuelle arbejdsopgaver. Her arbejder højuddannede med abstrakte opgaver, mens lavtuddannede arbejder med manuelle og rutinemæssige arbejdsopgaver. Her fortrænger

modellen arbejdere fra rutineopagver og ind til manuelle opgaver og svækker lønninger i midten og potentielt i bunden af indkomstfordelingen, selv når lønninger for personer med abstrakte opgaver øges. De mener, at ændringen i arbejdsopgaveefterspørgsel er en direkte følge af den teknologiske udvikling og til dels kan forklare polariseringen (Autor et al., 2006).

Der er især sket et fald i rutineintensive erhverv, hvor arbejdsopgaverne følger veldefinerede procedurer, der let kan programmeres til at udføres af sofistikerede algoritmer. Den videnskabelige artikel 'The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?' fra 2013 af Carl B. Frey og Michael A. Osborne, som også blev nævnt i indledningen, er ofte blevet brugt som eksempel på, at menneskelig arbejdskraft bliver overflødigt i fremtiden. Forfatterne var i høj grad motiveret af førnævnte citat af John M. Keynes, om overflødiggørelse af arbejdskraft som følge af den teknologiske udvikling. I studiet kategoriseres erhverv efter, hvor modtagelige de er for computerisering. Dernæst implementerer de deres metodologi 702 forskellige erhverv. Slutteligt finder de, at op imod 47 pct. af amerikanske arbejdspladser kan automatiseres, højst sandsynligvis indenfor et årti eller to. Dette viser, at arbejdsmarkedet i høj grad over de næste to årtier vil ændre sig markant. I første bølge vil det være jobs indenfor transport og logistik, kontor og administration og produktion, som vil substitueres for computerteknologi Frey et al. (2013). Selvkørende biler bliver allerede computeriseret, som netop kan automatisere transport og logistik. Algoritmer indenfor *big data* udvikles, som netop kan lagre og få adgang til information, som også gør, at arbejde indenfor kontor og administration kan automatiseres. Computerisering af produktion vil fortsætte en allerede igangværende tendens, hvor industrielle robotter overtager rutineopgaver. Når disse bliver mere og mere avancerede, vil de også kunne overtage ikke-rutine manuelle arbejdsopgaver indenfor produktion og vil med tiden overflødiggøre menneskelig arbejdskraft. Mere overraskende finder forfatterne, at service-, salgs- og konstruktionsjob også kan automatiseres. Den menneskelige komparative fordel indenfor fingerfærdigheder og mobilitet vil mindskes, og derfor vil arbejdskraftsubstitution også øges. Indenfor salg kan det virke ulogisk, at jobs kan automatiseres, fordi de kan kræve en høj grad af social intelligens. Men disse jobs kan netop automatiseres, fordi jobsene godt nok involverer interaktive opgaver, men disse opgaver kræver ikke en høj grad af social intelligens. Indenfor konstruktionsarbejde, vil præfabrikering muliggøre, at en større andel af byggearbejde udføres under kontrollerede forhold på fabrikker, som delvist fjerner opgavevariabiliteten. Hermed vil computerisering og automatisering placere yderligere en stor gruppe af jobs i risikogruppen. Næste bølge af den jobsubstituerende udvikling vil afhænge af den *tekniske flaskehals* relateret til social og kreativ intelligens. Hvor mange typer jobs indenfor bl.a. ledelse, handel, finans, uddannelse, sundhedspleje, kunst, medier og videnskab enten kræver en høj grad at social intelligens eller en høj grad af kreativ intelligens, som endnu ikke kan automatiseres Frey et al. (2013). Yderligere finder de, at lønnings- og uddannelsesniveau har et stærkt negativt forhold til sandsynligheden for at der computeriseres. Altså arbejdsområder med en lav indkomst og uden særlig krav til uddannelse kan i højere grad computeriseres, hvorimod høj indkomst og lang uddannelse i mindre grad kan Frey et al. (2013).

Autor et al. (2006) beskriver, at både journalister og eksperter overdriver effekterne af maskinsubsitutering og underminerer de stærke komplementære effekter mellem auto-

matisering og arbejdskraft. Autor (2015) beskriver dog, at automatisering substituerer for arbejdskraft, men at automatisering også kan komplementere arbejdskraft, og øge output, som netop fører til en større efterspørgsel efter arbejdskraft. Mange, hvis ikke alle, arbejdspladsteknologier er netop designet til at være arbejdskraftbesparende, om det så er traktorer, samlebånd eller regneark. Der er allerede igennem historien kommet mange teknologier, og der kommer hele tiden flere. Her rejser Autor (2015) så spørgsmålet: hvorfor reducerer automatisering ikke nødvendigvis arbejdskraft? Arbejdsopgaver, som ikke kan substitueres af automatisering, er ofte komplementeret af den. Og de fleste arbejdsprocesser vil trække på både arbejdskraft og kapital.

Et komplementær eksempel mellem informationsteknologi og arbejdskraft ses indenfor banksektoren. Hæveautomater blev introduceret i USA i 1970'erne, hvor antallet er firedoblet i perioden fra 1995 til 2010. Derfor kunne det også tænkes, at hæveautomaterne netop havde substitueret for bankrådgivere. I perioden fra 1980 til 2010 er antallet af bankrådgivere dog steget, selvom det dog er mindre end befolkningsvæksten. Der er observeret to effekter. For det første er omkostningerne for bankerne mindsket, og hævemaskiner har indirekte øget efterspørgslen efter bankrådgivere. Antallet af bankrådgverer per filial er faldet, men antallet af filialer er i samme periode øget. For det andet, som rutinemæssige arbejdsopgaver i bankerne forsvandt med hæveautomaternes fremmarch, kunne flere bankrådgivere invester deres tid i at opbygge forhold til kunder i banken ved at introducere nye tjenester såsom kreditkort, lån og investeringsprodukter. Det betyder dog heller ikke, at teknologi altid øger beskæftigelse. Der er flere vilkår, som også er afgørende for, hvornår teknologi er substituerende eller komplementerende. For det første handler det om, hvorvidt arbejdere udfører arbejdsopgaver, som kan komplementeres af automatisering, men ikke hvis de primært, eller kun, udbyder arbejdsopgaver, som kan suppleres af automatisering. Eksempelvis med en bygningsarbejder, som kan arbejde med en skovel, men ikke kan betjene en gravemaskine. For det andet kan outputelasticitet for efterspørgsel kombineret med indkomstelasticiter for efterspørgsel enten lægge en dæmper eller forstærke effekterne af automatisering. Her afhænger der i høj grad af branchen. Eksempelvis indenfor landbrug har yderligere produktivitetsforbedringer været ledsaget af et fald i den samlede del af indkomsten, som bliver brugt på mad. Ifølge Autor (2015) er der især to kategorier, hvor arbejdskraften ikke kan substitueres endnu. En kategori inkluderer at problemløsning, intuition og kreativitet, som er mere abstrakte opgaver, som er karakteristiske for professionelle, tekniske og ledelsesmæssige jobfunktioner. Det er især for personer med en lang uddannelse og stærke analytiske evner. Den anden kategori inkluderer situationstilpasningsevne, billede- og sproggenkendelse og interaktioner, som de også kalder manuelle opgaver. Dette inkluderer tilberedning og servering af mad, rengøring og husarbejde og personlige sundhedsydelser. Disse opgaver kræver personale, som kan klare det fysiske arbejde og som kan interagere med andre mennesker. Selvom opgaverne ikke kræver høje uddannelsesmæssige færdigheder, kan de alligevel være svære at automatisere, i hvert fald for nu. Automatiseringsteknologi har overtaget mange opgaver, som tidligere blev anslået for at kræve direkte menneskelig håndtering. Nu findes der bl.a. selvkørende biler samt computeriseret analyse af juridiske dokumenter. Det spændende spørgsmål er, hvilke opgaver der i fremtiden alligevel kan programmeres, som disse barrierer kan overkommes (Autor, 2015).

KAPITEL 3

Databeskrivelse

I dette kapitel præsenteres de to datasæt, som projektet benytter. Det første datasæt, tager udgangspunkt i den europæiske arbejdsmarkedsdatabase 'EU KLEMS', og skal benyttes til blandt andet at undersøge sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse. Det andet datasæt er en dansk spørgeskemaundersøgelse vedrørende teknologi og færdigheder på det danske arbejdsmarked 'TASK', og benyttes til blandt andet at undersøge teknologiens betydning for måden vi arbejder på.

3.1 EU KLEMS

I dette afsnit præsenteres EU KLEMS-datasættet, databehandling og valg af variable. Både databehandlingen og valg af variable er i høj grad inspireret af Autor et al. (2017). Projektet benytter det nyest tilgængelige data fra EU KLEMS, og dermed et relativt forskelligartet datasæt sammenholdt med det, der benyttes i Autor et al. (2017). En række opdateringer betyder blandt andet ændringer i industri-inddelinger, og medfører også ændringer i hvilke lande, det er muligt at finde konsistent data for. Dette uddybes i det følgende afsnit.

Kort introduktion til EU KLEMS

EU KLEMS er et forskningsprojekt om vækst og produktivitet på industriniveau, finansieret af Europa-Kommissionen. EU KLEMS står for analyse på EU-niveau af kapital (K), arbejdskraft (L), energi (E), materialer (M) og service (S) input. Det oprindelige projekt varede fra 2003 til 2008 og blev udviklet af 18 europæiske forskningsinstitutter under koordinering af University of Groningen, Groningen Growth and Development Center (GGDC), der også har været, og stadig er, vært for den originale EU KLEMS-database, *euklems.net*. Efter afslutningen af rammeprojektet gennemgik EU KLEMS-databasen forskellige opdateringer i 2009, 2011, 2012 og 2016, som er dokumenteret på førnævnte hjemmeside. I 2019 blev EUKLEMS-databasen flyttet til *euklems.eu*, der drives af Wien Institute for International Economic Studies (wiiw), og indeholder den seneste dataudgivelse af Stehrer et al. (2019), finansieret af Europa-Kommissionen. Udgivelsen omfatter en database om målinger af økonomisk vækst, produktivitet, beskæftigelse,

kapitaldannelse og teknologisk ændring på industriniveau for alle EU-medlemslande, samt Japan og USA.

Rapporten af Stehrer et al. (2019) indeholder en oversigt og resume af konstruktionsproblemer og metodologi vedrørende EU KLEMS 2019-udgivelsen. Denne vil dog ikke uddybes i detaljer. Essentielle opdateringer siden dataudgivelserne, der lægger til grund for studiet af Autor et al. (2017), omfatter især overgangen til NACE 2 industri-klassificeringen, som er konsistent med ISIC 4 (Jäger, 2017).

Databehandling

Projektet benytter både paneldata med lande og år som dimensioner, efterfølgende omtalt som landeniveau, samt et paneldata med industrier, lande, og år som dimensioner, efterfølgende omtalt som industriniveau. Datasættet, som projektet tager udgangspunkt i, består af 22 lande, 32 industrier for hvert land og dataperioden spænder fra 1995 til 2017. Projektets paneldata er fast, som i modsætning til et roterende panel, betyder, at samme enheder observeres for hver periode. Projektet har prioriteret at have så mange observationer med i analysen som muligt, hvilket har den konsekvens, at der benyttes et ubalanceret paneldatasæt. I et balanceret panel er det samlede antal observationer lig $n * T$, og det betyder, at alle enheder har målinger i alle tidsperioder, hvilket altså ikke gør sig gældende i projektets panel. Dette skaber dog ikke større statiske implikationer, og kan håndteres af de fleste gængse softwarepakker. De manglende observationer skyldes både at visse lande ikke har data i samtlige år fra 1995 til 2017, samt at få lande mangler observationer fra enkelte industrier. Alle landene har dog sammenhængende periode, og der er altså ingen huller i datasættet.

Lande

I tabel 3.1 ses en liste over de lande, som projektet inddrager i analysen, og tidsperioder for det enkelte land. Projektet inddrager så mange lande som muligt fra EU KLEMS's nyeste dataoffentliggørelse, Stehrer et al. (2019). Autor et al. (2017)'s dataperioder strækker sig længere tilbage end Speciale-projektets, hvor de har data fra 1970 og frem til 2005. Dette skyldes opdateringerne, der fulgte med den nye dataoffentliggørelse og ændringer i industriinddelinger, som skiftede fra det såkaldte ISIC 3 til ISIC 4. Det skal dog bemærkes, at studiet af Autor et al. (2017) stykker flere forskellige dataudgivleser sammen for at opnå deres paneldatasæt, hvilket ikke anbefales grundet ændringer i opgørelsesmetoder (Stehrer et al., 2019).

Projekts panel består af 22 lande, og omfatter 20 lande europæiske lande, samt USA og Japan. Otte europæiske lande er sorteret fra det samlede EU KLEMS-datasæt. Frasortering skyldes blandt andet, at der i visse tilfælde ikke er udgivet data i faste 2010-priser, hvilket blandt andet gælder for Storbritannien, eller at der mangler for mange industrier, hvilket kan være et problem i forbindelse med at kunne danne sammenlignelige sektorgrupperinger på tværs af landene [1].

[1] Sammenlignet med studiet af Autor et al. (2017) er der også nogle lande, der heller ikke længere indgår i EU KLEMS-databasen, herunder Australien og Sydkorea

ISO	Land	År
AT	Østrig	1995-2017
BE	Belgien	1995-2016
CZ	Tjekkiet	1995-2017
DE	Tyskland	1995-2016
DK	Danmark	1995-2017
EE	Estland	1995-2017
EL	Grækenland	1995-2017
FI	Finland	1995-2017
FR	Frankrig	1995-2016
HR	Kroatien	2008-2016
HU	Ungarn	1995-2017
IT	Italien	1995-2015
JP	Japan	1995-2015
LV	Letland	2000-2017
NL	Holland	1995-2017
PL	Polen	2000-2017
PT	Portugal	1995-2016
RO	Rumænien	1995-2017
SE	Sverige	1995-2016
SI	Slovenien	2000-2016
SK	Slovakiet	1995-2015
US	USA	1997-2017

Tabel 3.1: Oversigt over lande i paneldatamodellerne

Industrier og sektorer

I tabel 3.2 ses et samlet overblik over industriinddelingerne i EU KLEMS-datasættet, med undtagelse af flere overkategorier såsom 'C, fremstillingsvirksomhed' [2]. I kolonnen 'Sektorer' yderst til højre, ses projektets sektorinddelinger, der tager udgangspunkt i Autor et al. (2017), men med den forskel, at der i stedet for fem sektorer, kun benyttes fire i dette projekt. De fire sektorer er som følger:

1. Primære erhverv
2. Fremstilling
3. Højteknologiske services
4. Lavteknologiske services

Ideen med sektorindelingen er, at skelne mellem primære, sekundære og tertiære erhverv, samt at opdele de tertiære erhverv efter teknologisk intensitet. Sidstnævnte opdeling følger en opdeling lavet af OECD til de tidligere ISIC 3-industrier, men da der endnu ikke er udgivet nogle retningslinjer i forbindelse med opdateringen af industriinddelingerne, har projektet således selv foretaget en inddeling af industrierne med udgangspunkt i den tidligere inddeling. Det kunne overvejes at inddele samtlige industrier efter teknologisk intensitet, som effekter på det danske arbejdsmarked (2017) også tidligere har gjort for alle fremstillingsindustrier baseret på *Research and Development*-intensitet. Igen mangler

[2]En komplet liste over industrier kan findes ved Dansk Branchekode DB07, v3:2014-

der dog en opdatering af disse inddelinger, samt en udvidelse, der måske omfattede samtlige markedsindustrier.

Projektet ønsker et klart fokus på markedssektorerne, hvor produktivitet netop kan måles i værdiskabelsen pr. arbejder. For den offentlige sektor er den reelle værdiskabelse sværere at vurdere, og den kan ikke måles på samme måde, som i den private sektor. Derfor er Offentlig administration og forsvar (O), Den private husholdningssektor (T) og Ekstraterritoriale organisationer (U) ikke inkluderet af analysen. Derudover er Landbrug, jagt, skovbrug og fiskeri (A), Kunst og underholdning (R) og Andre serviceaktiviteter (S) også udeladt. Det kunne overvejes, om landbruget burde inkluderes under de primære erhverv, men mange forhold er anderledes indenfor landbruget, som eksempelvis, at de har haft meget store produktivitetstigninger sammenlignet med de andre erhverv. Kunst og underholdning (R) og Andre serviceaktiviteter (S) udelades især fordi de er svære at indplacere blandt de andre sektorer. Sammenlignet med Autor et al. (2017) har projektet også fjernet Uddannelse- og sundhed (P og Q). Denne er ikke blevet inkluderet, da den, eksempelvis i Danmark, i overvejende grad tilhører den offentlige sektor.

Det skal bemærkes, at der i projektet benyttes to forskellige sektorinddelinger i henholdsvis EU KLEMS-analysen og TASK spørgeskemaundersøgelsen. Dette skyldes, at sektorgrupperingerne er forskellige i de to datasæt, hvor EU KLEMS-datasættet er mere omfangsrigt end spørgeskemaundersøgelsen. Dette uddybes senere i kapitlet.

Variable

De primære variable af interesse, for denne del af projektet, er beskæftigelse og produktivitet. Begge variable måles som vækst, og helt præcist log-ændringer, som giver mulighed for at fortolke regressionsresultater som elasticiteter og fjerner uobserveret heterogenitet, der ellers muligvis ville forekomme i en model, hvor variablene blev målt i niveau. Sidstnævnte forhold uddybes og testes i Appendix A.1. I tabel B.2 i Bilag B vises tal for den gennemsnitlige beskæftigelse og produktivitet, både i niveau og ændring, for hvert land på tværs af perioden. I tabel B.3 i Bilag B vises det samme for hver industri som et gennemsnit på tværs af lande. Desuden vises der også en specifikt for Danmark i tabel B.4 i Bilag B. I det følgende afsnit uddybes variablene.

Beskæftigelse

Beskæftigelsen er i projektet målt med variablen *EMP* fra tabel B.1 i Bilag B [3], som dækker over *persons engaged in work* (i tusinder), hvilket betyder, at alle lønmodtagere, inklusive selvstændige, inddrages i tallene. Variablen *EMPE*, som netop ekskluderer de selvstændige arbejdstagere, er også blevet afprøvet med meget sammenlignelige resultater. En tredje variabel, der kunne bruges til at måle beskæftigelse, kunne være variablen *HEMP*, der måler det totale antal arbejdstimer. Såfremt arbejdsmarkedets ændres, og personer eksempelvis arbejder mere eller mindre, vil dette i så fald kunne påvirke den samlede arbejdskraftefterspørgsel. Dette uddybes ikke yderligere.

Beskæftigelsen måles som nævnt i log-ændringer, $Log(Y(t)) - Log(Y(t-1))$, som viser år-til-år log-ændringen i antal personer i beskæftigelse, altså beskæftigelsesvæksten. Log-

[3] Tabellen indeholder en liste og forklaring af samtlige variable tilgængelige i EU KLEMS-datasættet

ISIC	Beskrivelse	Sektor
A	Landbrug, jagt, skovbrug og fiskeri	
B	Råstofudvinding	Primære erhverv
C10:C12	Fremstilling af fødevarer, drikkevarer og tobaksprodukter	Fremstilling
C13:C15	Fremstilling af tekstiler, beklædningsartikler og lædervarer	Fremstilling
C16:C18	Fremstilling af træ, kork, flettemateriale og papir og reproduktion af indspillede medier	Fremstilling
C19	Fremstilling af koks og raffinerede mineralolieprodukter	Fremstilling
C20:C21	Fremstilling af kemiske produkter og farmaceutiske præparater	Fremstilling
C22:C23	Fremstilling af gummi- og plastprodukter og ikke-metalholdige mineralske produkter	Fremstilling
C24:C25	Fremstilling af metal og jern- og metalvareindustrien	Fremstilling
C26	Fremstilling af computere, elektroniske og optiske produkter	Fremstilling
C27	Fremstilling af elektrisk udstyr	Fremstilling
C28	Fremstilling af maskiner og udstyr	Fremstilling
C29:C30	Fremstilling af motorkøretøjer og andre transportmidler	Fremstilling
C31:C33	Fremstilling af møbler, andre fremstillingsvirksomhed og installation af udstyr	Fremstilling
D	El-, gas- og fjernvarmeforsyning	Primære erhverv
E	Vandforsyning; kloakvæsen, affaldshåndtering og rensning af jord og grundvand	Primære erhverv
F	Bygge- og anlægsvirksomhed	Primære erhverv
G45	Handel og reparation af biler og motorcykler	Lavteknologiske services
G46	Engroshandel undtagen med motorkøretøjer og motorcykler	Lavteknologiske services
G47	Detailhandel undtagen med motorkøretøjer og motorcykler	Lavteknologiske services
H49	Landtransport; rørtransport	Lavteknologiske services
H50	Skibsfart	Lavteknologiske services
H51	Luftfart	Lavteknologiske services
H52	Hjælpevirksomhed i forbindelse med transport	Lavteknologiske services
H53	Post- og kurertjenester	Lavteknologiske services
I	Overnatningsfaciliteter og restaurationsvirksomhed	Lavteknologiske services
J58:J60	Udgivervirksomhed, produktion af video, lyd, musik og radio- og tv-virksomhed	Højteknologiske services
J61	Telekommunikation	Højteknologiske services
J62:J63	Computerprogrammering, informationsteknologi og informationstjenester	Højteknologiske services
K	Pengeinstitut- og finansvirksomhed, forsikring	Højteknologiske services
L	Fast ejendom	Laveknologisk sektor
M:N	Liberale, videnskabelige og tekniske tjenesteydelser	Højteknologiske services
O	Offentlig forvaltning og forsvar; socialsikring	
P	Undervisning	
Q	Sundhedsvæsen og sociale foranstaltninger	
R	Kultur, forlystelser og sport	
S	Andre serviceydelser	
T	Private husholdninger med ansat medhjælp	
U	Eksterritorial organisationer og organer	

Tomme felter under sektor-kolonnen betyder at industrierne filtreres fra projektets paneldata.

Tabel 3.2: Oversigt over industrier og sektorinddelinger

log specificeringen giver som sagt den fordel at kunne fortolke regressionsresultater som elasticiteter (Woolridge, 2016).

Uddannelsesgrupper

I projektet anvendes der også uddannelsesgrupper, som netop skal bruges til at kunne undersøge, hvordan beskæftigelsen indenfor de forskellige uddannelsesgrupper udvikler sig. Her er uddannelsesgrupperne også hentet fra EU KLEMS-datasættet, og det inddelt i tre kategorier: personer med en videregående uddannelse, personer uden en uddannelse (ufaglærte) og alt imellem de to. For personer med en videregående uddannelse fanger det *the International Standard Classification of Education*, niveau 5 og 6. Dette inkluderer korte videregående uddannelse, professionsbachelorer, bachelorgrad, kandidatgrad og PhD.-uddannede. Det betyder, at for anden gruppering, for personer imellem, inkluderer det gymnasielle og erhvervsfaglige uddannelser. Tredje gruppering her ingen specifikke færdigheder (Stehrer et al., 2019).

Uddannelsesgrupper skal først bruges i slutningen af analyseafsnittet i kapitel 4. Her er datasættet anderledes end resten af EU KLEMS datasættet, hvor dette datasæt er strækker sig over en kortere periode, hvor de fleste lande kun har data fra 2008 til 2017. USA er heller ikke længere en del af dette datasæt. Der er dog nogle lande, hvor datasættet kun går til 2016: her Tyskland, Frankrig, Ungarn, Portugal, Sverige og Slovenien; samt lande, hvor datasættet kun går til 2015: her Slovakiet, Japan og Italien. Desuden er der to lande, hvor data går længere tilbage: her Japan, som har data fra 1995 og Belgien, som har data fra 1999. Her går data altså ikke helt lige så langt tilbage, som for de modeller, der køres inden. Desuden er data heller ikke inddelt i de samme industrier, hvor denne nu er begrænset til 11 industrier i stedet for 32 industrier.

Produktivitet

Som beskrevet i introduktionen benyttes produktivitetsudviklingen som et mål for teknologiske fremskridt, men det kan i høj grad diskuteres, hvor god en proxy produktivitetsvæksten er for den teknologisk udvikling, herunder om der ikke er meget andet end innovation og ny teknologi, som kan bidrage til øget produktivitet.

Produktivitetsudviklingen er således bare én måde at måle teknologiske fremskridt på, men det kan i praksis være svært at finde et bedre mål for den teknologiske udvikling i de udbredte datasæt. Andre studier i litteraturen omkring teknologi og beskæftigelse forsøger at måle beskæftigelseseffekter ved specifikke innovationer, hvilket altså giver mulighed for at studere sammenhængen mere direkte. Projektet foretrækker dog at se på den samlede produktivitetsvækst snarere end specifikke teknologiske innovationer, fordi disse kan være svære at måle, samt at produktivitetsvækst, som beskrevet af Solow (1956), giver et inkluderende mål for teknologisk fremgang.

Den klassiske måde at måle produktiviteten, også beskrevet af Solow (1956), er som en funktion $y = A * f(k, h)$, hvor A er teknologi, k er kapital pr. arbejder og h er human kapital pr. arbejder. I denne formulering øges output pr. arbejder gennem investeringer i kapitalapparatet, som er bestemt ved opsparingsraten. Dette skaber dog ikke vedvarende vækst, hvilket i Solow-teorien kun kan ske gennem teknologisk udvikling eller forbedret

human kapital. Et land som Danmark har i forvejen en meget høj human kapital, altså målt som akkumulation af færdigheder, erfaringer og viden i arbejdsstyrken, hvorfor der kan argumenteres for at ændringer i teknologien er den primære kilde til permanent produktivitetsvækst.

Det inkluderende, ved at bruge produktiviteten som mål for teknologiske fremskridt, er, at den i princippet måler rigtig mange aspekter og følgevirkninger af den teknologiske udvikling, hvilket selvfølgelig både kan være uhensigtsmæssigt og ønskværdigt. Et eksempel på dette er IT-revolutionen, der ikke kun har gjort det muligt at dreje ventilen hurtigere på en forbedret maskine, som er den traditionelle måde vi tænker på teknologisk innovation, men har åbnet muligheden for fundamentalt at ændre den måde, produktionen eller levering af serviceydelser finder sted. Det kræver dog en fleksibel økonomi at implementere teknologien, og denne interaktionseffekt mellem IT og en fleksibel økonomi, kan betyde at IT-revolutionen har produceret højere produktivitetsvækst i lande med mere fleksible økonomier (Kroszner, 2006)). Altså fanger produktivitetsvæskten i dette tilfælde ikke bare den teknologiske udvikling, men også effekten på markedsstrukturer. Et andet eksempel er outsourcing som også påvirker produktiviteten, men også kan argumenteres for at fange aspekter af den teknologiske udvikling, her organiseringen af produktionsprocessen samt muligheden for kommunikation og samarbejde, på tværs af landegrænser og kontinenter. I projektet er den inkluderende måde at måle teknologisk fremgang, da udgangspunktet har været at undersøge, hvordan den teknologiske udvikling, som helhed, påvirker arbejdsmarkedet.

Produktivitet måles i projektet meget traditionelt som output pr. (her tusind) arbejdstager. Andre produktivitetsmål omfatter blandt andet værditilvækst pr. arbejdstager eller total-faktorproduktivitet, men disse mål giver ifølge Autor et al. (2017) meget sammenlignelige konklusioner hvad angår sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse, hvorfor dette projekt primært vil fokusere på output pr. arbejdstager.

Med udgangspunkt i variablene præsenteret i tabel B.1 opstilles produktivitet som GO_QI/EMP. Output måles i faste 2010-priser (i millioner af national valuta) og antallet af beskæftigede er igen *persons engaged in work*. Produktivitetsvækst måles også som log-ændringer, $Log(Y(t)) - Log(Y(t-1))$, som i dette tilfælde således viser år-til-år log-ændringen i bruttoproduktion pr. arbejder, ganget med 100. Fordelen ved log-specifikationen er igen at β-estimaterne i analysens regressionsmodeller svarer til elasticiteter. Produktivitetens effekt på beskæftigelsen undersøges både samtidigt og med lags på op til tre år. At beskæftigelse både fungerer som den afhængige variabel og som nævner i den forklarende variabel, kan fører til en type bias, der kaldes *simultaneity* bias, fordi den forklarende variabel X bestemmer den uafhængige variabel Y, men Y samtidig også bestemmer X. *Simultaneity* bias er en af tre kilder til endogenitet i en regressionsanalyse, hvor de to andre er udeladte variable, også kaldet *omitted variable bias*, eller målingsfejl, *measurement error bias*. Skelnen mellem *simultaneity* bias, og de to andre, er ofte svær, fordi tilstedeværelsen af *simultaneity* bias betyder, at den forklarende variabel korrelerer med regressionens residualer, ligesom ved udeladte variable. Desuden vil målefejl i beskæftigelsen inducere *simultaneity* mellem den afhængige og uafhængige variabel. Standardmåden at håndtere denne type bias, er med *instrumental variables* regression. Dette diskuteres kort senere i projektet, men er ikke en type modeller der

inddrages af forskellige årsager.

Udeladte variable

Det er ikke forventeligt, at produktivitetsændringer-variablen fanger samtlige forhold for hvad der kan forklare variationen i beskæftigelsesændringer. Projektet har således også testet effekten af at inkludere en variabel for ændring i populationen. Hvis der er populationsvækst og samtidig er produktivitetsvækst, vil man måske kunne tolke det som om, at en stigende produktivitet skaber stigende beskæftigelse, selvom det kan skyldes en stigende population. Projektet finder dog ingen statistisk sammenhæng mellem ændring i populationen og ændring i beskæftigelse. Dette er overraskende, idet man intuitivt vil tænke, at en stigning i population vil øge beskæftigelsen, såfremt erhvervsfrekvensen forbliver den samme. Her er der både testet for den samlede population og personer i den erhvervsdygtige alder. Projektet finder også, at koefficienterne for de andre variable kun i mindre grad ændrer sig efter at der er blevet tilføjet en variable for population. Derfor er den heller ikke inkluderet videre i analysen.

3.2 Spørgeskemaundersøgelsen TASK

I dette afsnit præsenteres TASK spørgeskemaundersøgelser, databehandling og valg af variable. Dokumentation for datasættet og samlet oversigt over spørgsmål kan findes i projektets *github*, som kan tilgås via linket i forordet.

Præsentation af datasæt

Danmarks Statistisk har sammen med Aalborg Universitet gennemført spørgeskemaundersøgelsen 'TASK' omhandlende teknologier og færdigheder på det danske arbejdsmarked. Undersøgelsen er foretaget i foråret 2019.

Personer i populationen er afgrænset ud fra den seneste befolkningsstatus i 2018, og for at tælle med, skal man have bopæl i Danmark og have tildelt et CPR-nummer. Generelt er befolkningsstatus ret præcise, hvor usikkerheden kan være få promille. Danmarks Statistik danner populationer med udgangspunkt i Det Centrale Personregister samt øvrige registeroplysninger. I denne proces anvendes der et unikt person-ID for alle personer, hvor der testes og fejlsøges for at sikre, at hver person kun optræder én gang i populationen. Her dannes der en stikprøven ved hjælp af SAS Proc SurveySelect, hvor Simple Random Sample-metoden anvendes. Denne metode giver samme tilfældige udvalgschance for alle deltagere, hvor der dannes en ny tilfældig *seeding* hver gang. Herefter testes der yderligere for dubletter og så valideres stikprøven op imod en aktuel CPR-befolkning.

Populationen er blevet dannet på baggrund af E-Indkomst basisregister (EIR). Data er udtrukket for november 2018. Hvis en person har haft mere end ét job, er det det job med det højeste antal timer som er blevet beholdt. Observationer med mindre end 17,09 timer eller et lønbeløb på mindre end 2.727 kroner om måneden er blevet slettet fra populationen. Herefter er arbejdsstedsnummeret fra EIR blevet sammenlignet med Erhvervsregistret (ESR) pr. tredje kvartal 2018, og observationer, hvor disse ikke er ens, er blevet slettet. Yderligere er personer med en samlet årsværk på mindre end fem gennem de sidste fire kvartaler blevet sorteret fra, samt alle arbejdssteder

indenfor Offentlig administration, forsvar og politi. Yderligere er det kun personer, som er 18 eller over, som fremgår af populationen. Herefter ender man med en population på 2.076.617. Populationen er herefter blevet inddelt i 10 strata baseret på arbejdsstedets regionsplacering og samlede antal ansatte. Antal personer udvalgt i stratum med arbejdssteder er beregnet i forhold til det pågældende stratums andel i forhold til populationen af personer for årsværk på 5-49 årsværk[4], som er på 982.858 samlet, samt for personer i arbejdssteder med 50+ årsværk, som samlet er på 1.093.759 personer. Her udgør personer i arbejdssteder med 5-49 årsværk $1/3$-del af stikprøven og personer i arbejdssteder med 50+årsværk $2/3$-del.

Her er så blevet udvalgt 3.162 personer til bruttostikprøve til undersøgelsen blandt populationen. Her er 3.117 personer så blevet kontaktet, og de udgør nettostikprøven, hvor 45 personer, så ikke er blevet kontaktet, da de enten har adressebeskyttelse, ukendt adresse, er udvandrede eller er døde. Antal svar med fulde besvarelser ender så på 1.244. Herefter er der en enkelt person, som har angivet deres branche som Uoplyst og denne person er derfor blevet sorteret fra, så det samlede antal ender på 1.243. Der er blevet tildelt vægte til alle de 1.244 personer, som har deltaget i undersøgelsen. Her er der blevet anvendt en opregningsmodel baseret på køn (to grupper), aldersgruppe (tre grupper), løngruppe (to grupper) samt højeste udførte uddannelse (tre grupper). Alt i alt fremgår 274 forskellige vægte af datasættet. Alle stikprøvevægte er lig med N/n og summerer samlet til populationsstørrelsen på 2.076.617 personer.

Databehandling

Dette er en spørgeskemaundersøgelse, og derfor er $survey$-pakken i R blevet benyttet (Lumley, 2011). Denne er netop blevet designet til at håndtere komplekse spørgeskemadesigns. I datasættet har alle individer fået en vægtning baseret på populationen, som tidligere beskrevet. Her benyttes kommandoen $svydesign$ for komplekse spørgeskemadesigns. I spørgeskemaet er der også blevet stratificeret, hvor populationen er inddelt i 10 strata ved hjælp af arbejdsstedets beliggenhedsregion og størrelse i årsværk i to grupper (5-49 og 50+årsværk). Herefter bliver kommandoen $svyglm$ brugt, som netop kan implementere et komplekst spørgeskemadesigns i en lineær model. Såfremt man kører en almindelig lineær sandsynlighedsmodel uden vægtning, er resultaterne meget lig dem man får, når $svydesign$ inkorporeres.

Beskrivelse af udvalgte afhængige variable

I TASK-spørgeskemaundersøgelsen, er der en række spørgsmål vedrørende teknologi og færdigheder, som respondenterne er blevet spurgt om. Der har været mange variable at kunne vælge mellem, herunder arbejdets organisering, jobtilfredshed, social interaktion, robotter og avanceret teknologi. Projektet har dog ønsket at sætte fokus på hvordan teknologi påvirker arbejdsmarkedet, og derfor er der udvalgt otte afhængige variable, som netop skal kunne bidrage til en forståelse for dette. Projektet undersøger, hvordan teknologi ændrer arbejdsmarkedet, og her er det blevet valgt at holde fokus på indhold af arbejde og sikkerhed for nuværende og fremtidigt arbejde. Her er der blevet frasorteret

[4] Årsværk indikerer antallet af fuldtidsmedarbejdere

en del af respondenterne, så datasættet går fra 1243 respondenter til henholdsvis 603 og 554 respondenter.

Her kunne der have været mange andre interessante afhængige variable at undersøge. Der er både variable for jobkvalitet og sociale interaktioner, som kunne være interessante at undersøge. På grund af projektet omfang, har det dog ikke være muligt at undersøge det hele

Der benyttes lineære sandsynlighedsmodeller, som beskrives i Appendix A.2, og derfor kodes de afhængige variable binært, hvor de kan tage værdien 1 og 0. I det følgende listes spørgeskemaspørgsmålene, som projektet benytter som afhængige variable:

Arbejdets organisering

Her findes det interessant at undersøge, hvordan arbejdsmarkedet ændrer sig ved at fokusere på rutineprægede og komplekse arbejdsopgaver og uforudsete problemer. Uforudsete arbejdsopgaver kan anses som at være en del af opgavevariabilitet, som netop gør en opgave kompleks. Det findes desuden interessant at undersøge, om der er forskel i organiseringen ved at sammenligne med 2016. Spørgsmålene lyder som følge:

Arbejdets organisering:

- Hvor ofte indebærer din hovedbeskæftigelse: At du løser uforudsete problemer på egen hånd?
- Hvor ofte indebærer din hovedbeskæftigelse: Komplekse opgaver?
- Hvor ofte indebærer din hovedbeskæftigelse: Korte, rutineprægede og gentagne arbejdsopgaver af en varighed på mindre end 10 minutter?

Såfremt respondenterne har svaret 'Altid' eller 'Ofte' bliver de kodet som 1, og hvis de har svaret 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig', bliver de kodet som 0.

Arbejdets organisering sammenlignet med 2016:

- Sammenlignet med din hovedbeskæftigelse i 2016, indebærer din nuværende hovedbeskæftigelse oftere eller sjældnere: At du løser uforudsete problemer på egen hånd?
- Sammenlignet med din hovedbeskæftigelse i 2016, indebærer din nuværende hovedbeskæftigelse oftere eller sjældnere: Komplekse opgaver?
- Sammenlignet med din hovedbeskæftigelse i 2016, indebærer din nuværende hovedbeskæftigelse oftere eller sjældnere: Korte, rutineprægede og gentagne arbejdsopgaver af en varighed på mindre end 10 minutter?

Såfremt respondenterne har svaret 'Oftere' bliver de kodet som 1, og har de svaret 'Sjældnere' eller 'Uændret' bliver de kodet som 0.

Sikkerhed for arbejde

Herefter er det interessant er undersøge sikkerhed for arbejde, for at se, hvilke variable, som spiller ind på, hvorvidt personen føler sig sikker i sit arbejder:

- Hvor enig er du i de følgende udsagn om din hovedbeskæftigelse: Jeg mister muligvis mit arbejde inden for de næste 6 måneder?
- Hvor enig er du i de følgende udsagn om din hovedbeskæftigelse: Mit arbejde giver gode karrieremuligheder?

Såfremt respondenterne har svaret 'Meget enig', 'Enig' eller 'Hverken eller' for spørgsmålet om jobusikkerhed er de blevet kodet som 1, og såfremt de har svaret 'Uenig' eller 'Meget uenig' er de blev kodet som 0. Inklusionen af 'Hverken eller' for gruppen, der føler sig usikre på deres fremtidige jobsituation, skyldes at projektet tolker det faktum, at personer der ikke svarer 'Uenig' eller 'Meget uenig' i udsagnet, i en vis grad må have en usikkerhed omkring deres job.

Såfremt respondenterne har svaret 'Meget enig', eller 'Enig' for spørgsmålet om karrieremuligheder er de blevet kodet som 1, og såfremt de har svaret 'Uenig', 'Meget uenig' eller 'Ved ikke' er de blev kodet som 0. Argumentationen for at inkludere 'Ved ikke'-gruppen under, skyldes at projektet vurderer at personer der svarer sådan med vis sandsynlighed ikke har gode karrieremuligheder.

Teknologianvendende aktiviteter

Fremskridt indenfor kommunikationsteknologien, betyder, at man ikke længere er nødt til at rejse for at snakke med kunder, forretningspartnere eller kollegaer. Kombineret med *cloud*-teknologier, betyder det samtidig, at man kan arbejde fra et hvilket som helst sted med en internetforbindelse. En uendelig liste af softwareprogrammer har desuden hjulpet arbejdspladser med blandt andet at blive bedre organiseret, mere omkostningseffektive, og mere efficiente i alt fra kundeforståelse til medarbejdertræning, og projektsamarbejder. I projektet ønskes teknologianvende aktiviteter at inddrages som forklarende faktorer, fordi det vil belyses, hvorvidt arbejdsopgaverne og sikkerhed for arbejde afhænger af, om personen arbejder med robotteknologi eller avanceret teknologi.

Her er kan opstilles to mulige hypoteser for hvad der sker, hvis teknologi overtager rutineopgaver. For det første kan arbejderen få tid til mere abstrakte og komplekse arbejdsopgaver. For det andet vil medarbejderen dog også kunne overflødiggøres. Dette er også meget industrispecifikt og hvor omstillingsparat industrien og medarbejderen også er. I kapitel 2 blev det beskrevet af Autor (2015), at bankrådgivere eksempelvis ikke var blevet overflødiggjort som erhverv efter at hævemaskinen gjorde sit indtog, fordi de i stedet kunne bruge tid på kundekontakt og -rådgivning. Modsat er der dog mange erhverv i eksempelvis landbrugssektoren, som ikke længere eksisterer, fordi teknologi har kunnet overtage arbejdsopgaverne.

Nedenstående spørgsmål vedrørende teknologianvendende aktiviteter er særligt interessante for projektet med henblik på skulle forklare ændringer i indhold samt sikkerhed i arbejdet. De er fordelt på fem forskellige variable og lyder:

- Hvor ofte plejer du i din hovedbeskæftigelse at aflevere input eller modtage output såsom råmaterialer, slutprodukter eller halvfabrikata til eller fra en robot?
- Hvor ofte plejer du i din hovedbeskæftigelse at starte, overvåge og stoppe en robot til at udføre en bestemt opgave?

- Hvor ofte plejer du i din hovedbeskæftigelse at anvende informationer, der er indsamlet automatisk til dig af en computer eller computerstyret maskine for at tage beslutninger eller rådgive klienter eller kunder?
- Hvor ofte plejer du i din hovedbeskæftigelse at modtage ordre eller anvisninger skabt automatisk af en computer eller computerstyret maskine?
- Hvor ofte plejer du i din hovedbeskæftigelse at bruge en computer eller computerstyret maskine, som har evnen til automatisk at lære fra erfaring?

De robotanvendende teknologier er i spørgeskemaundersøgelsen beskrevet som "*en programmerbar og bevægelig maskine, der løser opgaver indenfor fremstilling eller service*", hvor det kan være: "*stationære robotter med en arm til eksempelvis svejsning, montage eller pakkearbejde, eller det kan være mobile robotter til eksempelvis rengøring, vedligeholdelse eller lagerarbejde*". Her forventes det, at industrielle robotter i højere og højere grad vil overtage arbejdsfunktioner, som før i tiden blev udført af lønmodtagere, når de bliver mere og mere sofistikerede og komplekse. Der er en forventning om, at robotteknologi i højere grad vil føre til mere rutineprægede arbejdsopgaver eller fuldstændig overtage arbejdsfunktionen.

De avancerede teknologier er i spørgeskemaundersøgelsen beskrevet som "*omfattende kunstig intelligens, maskinlæring og internetforbundne sensorer*", hvor: "*sådanne systemer er programmeret i såkaldte algoritmer, og de kan instrueres og lære løbende, når de fodres med data og information i form af observationer og signaler fra sensorer. Systemernes opgaver omfatter ofte analyse og genkendelse af mønstre i billeder, lyd eller tekst, og de er ofte i stand til at forbedre deres læring over tid på en selvstændig måde*. Anvendelsen af automatisk indsamlede informationer kan eksempelvis være: "*software, der scanner elevers opgaver, sammenligner dem med en database og med resultater fra internetsøgninger, og identificerer potentielle tilfælde af plagiat*". Automatiske skabte ordre eller anvisninger kan være: "*maskiner i lufthavne, der scanner pas, læser ansigter og bestemmer om personen på billedet er pasindehaveren*". Til sidst kan anvendelsen af en computer med evnen til automatisk at lære fra erfaring være: "*software, som anvendes af sociale medier, internetbutikker og søgemaskiner, der registrerer kunder/klienters adfærd og vælger, hvilke annoncer der skal vises. Jo mere adfærd er observeret, jo mere præcist er annoncerne målrettet*". Når der omtales avanceret teknologi fremover i projektet, refereres der til de her beskrevne teknologier.

Her er der to hypoteser der kan opstilles. For det første forventes, at der efterspørges højtuddannede lønmodtagere, som blandt andet kan programmere nye teknologiske løsninger. De avancerede teknologier udgør en af de mest betydningsfulde investeringskategorier i dag, både for de store dominerende teknologivirksomheder, men også mange nystartede virksomheder McKinsey (2017). Det er således, ifølge (McKinsey, 2017), blandt fremtidens kernekompetencer at kunne forstå, benytte og udvikle disse typer avancerede teknologier. Teknologierne er i høj grad revolutionerende, og alt andet lige, må det antages også at ændre måden der arbejdes på i dag. Det vil betyde, at personer i højere grad skal arbejde med blandt andet avancerede teknologier som deres primære arbejdsfunktion. For det andet forventes det, at teknologiske løsninger overtager de mest rutineprægede og automatiserbare opgaver. Eksemplerne er især stærke beviser for, at processer kan optimeres og effektiviseres ved hjælp af teknologiske løsninger. Her kan der enten

frigives ressourcer for de enkelte medarbejdere, som gør, at de i højere grad kan bruge deres tid på komplekse arbejdsopgaver, eller det kan betyde, at medarbejderens arbejde overflødiggøres. Med afsæt i disse argumenter, forventes det, modsat robotteknologi, at avanceret teknologi i højere grad vil komplementere medarbejderne.

For de teknologiavendende aktiviteter, er de blevet kategoriseret, således at hvis de enten bliver brugt 'Hver dag' eller 'Mindst én gang om ugen', så vil de være lig 1, og hvis de bliver anvendt '1-3 gange om måneden', 'Sjældnere end én gang om måneden' eller 'Aldrig', så bliver det kategoriseret som 0. Dette er netop for at kunne fange effekten af de personer, som ofte benytter sig af den pågældende teknologi. Her vurderes det, at mindst én gang om ugen her vurderes som ofte.

Sektorer

Yderligere kunne det være interessant at se, om sektorer påvirker indhold af arbejde og sikkerhed for arbejde. Her arbejdes der med en hypotese om, at sektoren netop har indflydelse på indhold af arbejde, herunder hvordan arbejdsopgaverne ser ud. Netop udviklingen indenfor sektorerne, vil også har betydning for, hvordan indhold af arbejde ændrer sig, og om der kommer flere eller færre rutineopgaver, komplekse opgaver og uforudsete problemer. Derfor undersøges den også som uafhængig variable. Spørgeskemaundersøgelsen grupperer respondenterne brancher baseret på Dansk Branchekode DB07, v3:2014-'s ti branchegrupperinger:

- Landbrug, skovbrug og fiskeri
- Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed
- Bygge og anlæg
- Handel og transport
- Information og kommunikation
- Finansiering og forsikring
- Ejendomshandel og udlejning
- Erhvervsservice
- Offentlig administration, undervisning og sundhed
- Kultur, fritid og anden service

Brancherne 'Landbrug, skov og fiskeri', 'Offentlig administration, undervisning og sundhed' samt 'Kultur og fritid' benyttes ikke i dette projekt. Argumentationen for dette er den samme som forklaret i afsnittet om EU KLEMS-datasættet. For at kunne have det største sammenligningsgrundlag mellem de forskellige analyser i projektet, forsøges at benytte samme sektorinddelinger. Dette er ikke helt muligt, da TASK-datasættet allerede kommer med branchegrupperinger, i stedet for den udvidede industriinddelingen som i EU KLEMS-datasættet. Problemet er helt konkret, at adskille mellem primære erhverv og fremstilling, fordi TASK-datasættet samler industrierne under fremstillingssektoren i branchen 'Industri, råstofindvinding og forsyningsvirksomhed', samt inkluderer andre industrier fra sektoren primære erhverv. TASK-datasættet tillader altså ikke at splitte industrierne mellem førnævnte sektorer. Her kunne det argumenteres at sektorgrupperne i den første analysedel kunne tilpasses mulighederne i TASK-datasættet, men her er det altså foretrukket at beholde sektorinddelingerne i første del som beskrevet, da de bedre opdeler industrier i de klassiske forståelser for primære og sekundære sektorer.

I stedet modificeres sektorene primære erhverv og fremstilling, således at industrierne D og E, jf. tabel 3.2, flyttes fra førstnævnte og over i den anden. For at undgå forveksling og forvirring omkring, hvilke industrier indgår under hvad, navngives de nye sektorer 'Bygge og anlæg' og 'Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed'. Under sektoren højteknologiske services indgår 'Information og kommunikation', 'Finansiering og forsikring' og 'Erhvervsservice', mens 'Handel og transport' og 'Ejendomshandel og udlejning' indgår under sektoren lavteknologiske services, således at disse to sektorer inddelt på samme måde som tidligere. Sektorgrupperingerne der benyttes i analysen af TASK-datasættet, er derfor:

- Bygge og anlæg
- Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed
- Højteknologiske services
- Lavteknologiske services

Jobfunktioner

Projekt inddrager også grupperinger i jobfunktioner, da der indenfor hver sektor, arbejder mange forskellige faggrupper. Ved at inkorporere denne variable, tages der således også højde for forskelle mellem jobfunktioner. Jobfunktioner er baseret på DISCO-08, som er Danmarks Statistisks fagklassifikation (Danmarks Statistisk, 2010). DISCO er den danske version af den internationale fagklassifikation *International Standard Classification of Occupations* (ISCO), som udarbejdes af International Labour Organisation (ILO). DISCO-08 er et system til klassificering af oplysninger om arbejdsfunktioner fra forskellige statistiske undersøgelser. DISCO-08 er en sekscifret klassifikation af 563 faggrupper, 429 undergrupper, 125 mellemgrupper, 42 overgrupper og 10 hovedgrupper:

- Ledelsesarbejde
- Arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau
- Arbejde, der forudsætter viden på mellemniveau
- Almindeligt kontor- og kundeservicearbejde
- Service- og salgsarbejde
- Arbejde inden for landbrug, skovbrug og fiskeri
- Håndværkspræget arbejde
- Operatør- og monteringsarbejde samt transportarbejde
- Andet manuelt arbejde

Og her uddybes de enkelte grupperinger, som de står i Danmarks Statistisk (2010).

1 Ledelsesarbejde

Ledelsesarbejde omfatter: "*planlægning, ledelse, koordinering og evaluering af de overordnede aktiviteter i virksomheder, den offentlige sektor og andre organisationer eller organisationsenheder samt formulering og revidering af disses politikker, love, regler og bestemmelser*".

2 Arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau

Arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau, omfatter: "*vidensarbejde, arbejde med anvendelse af forskningsmæssige eller kunstneriske begreber og teorier, systematisk undervisning i ovenstående eller engagement i en kombination af disse aktiviteter*".

3 Arbejde, der forudsætter viden på mellemniveau

Arbejde, der forudsætter viden på mellemniveau, omfatter: "*primært tekniske og beslægtede opgaver i forbindelse med forskning og anvendelse af forskningsmæssige eller kunstneriske begreber og driftsmetoder samt forvaltnings- eller erhvervsmæssige bestemmelser*".

4 Almindeligt kontor- og kundeservicearbejde

Almindeligt kontor- og kundeservicearbejde omfatter: "*registrering, organisering, opbevaring, beregning og relateret informationssøgning, udførelse af en række kontoropgaver i forbindelse med pengetransaktioner, tilrettelæggelse af rejser, anmodninger om information og mødeplanlægning*".

5 Service- og salgsarbejde

Service- og salgsarbejde omfatter: "*servicearbejde for privatpersoner samt rednings- og overvågningsarbejde i relation til rejser, husholdning, catering, personpleje eller beskyttelse mod brand og ulovligheder eller demonstration og engros- og detailhandel i butikker og lignende virksomheder samt stade- og markedssalg.*". Dette inkluderer servicearbejde, salgsarbejde omsorgsarbejde og rednings- og overvågningsarbejde.

7 Håndværkspræget arbejde

Håndværkspræget arbejde omfatter: "*anvendelse af særlig viden og færdigheder inden for byggeri og vedligeholdelse af bygninger, metalarbejde, stålkonstruktionsarbejde, opstilling af værktøjsmaskiner eller fremstilling, montering, vedligeholdelse og reparation af maskiner, udstyr eller værktøj, udførelse af grafisk arbejde, fremstilling eller forarbejdning af fødevarer, produkter i tekstil, træ, metal og andre produkter, herunder håndfremstillede produkter*".

8 Operatør- og monteringsarbejde samt transportarbejde

Operatør- og monteringsarbejde samt transportarbejde omfatter: "*drift og overvågning af industri og landbrugsmaskiner samt udstyr, der betjenes på stedet eller ved fjernbetjening, kørsel og drift af tog, motorkøretøjer, mobile maskiner og udstyr eller arbejde med montering af produkter af komponenter i henhold til strenge specifikationer og procedurer*".

9 Andet manuelt arbejde

Andet manuelt arbejde omfatter: "*udførelse af enkle og rutinemæssige opgaver, der kan kræve brug af håndværktøj og betydelig fysisk anstrengelse*".

En samlet oversigt over alle jobfunktioner, samt overgrupper, kan ses i tabel 3.3.

Her er grupperne samlet til fire jobfunktioner. På engelsk vil der være differentieret mellem *blue collar worker* og *white collar worker*. *Blue collar worker* er defineret som en person, som udfører manuelt arbejde, på arbejdspladsen, hvor *white collar worker* ofte arbejder på et kontor. På dansk oversættes de som henholdvis arbejder og funktionær, som ikke er en dækkende betegnelse, men af mangel på bedre benyttes de. *European Working Conditions Survey* (EWCS) gør det på samme måde, og derfor er der også hentet inspiration derfra:

Ledelsesarbejde
Øverste ledelse i lovgivende myndigheder, virksomheder og organisationer
Ledelse inden for administration og erhvervsorienterede funktioner
Ledelse af hovedaktiviteten inden for produktions- og servicevirksomhed
Ledelse af hovedaktiviteten inden for hotel og restauration, detail- og engroshandel
Arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau inden for pågældende område
Arbejde inden for naturvidenskab og ingeniørvirksomhed
Arbejde inden for sundhedsområdet
Undervisning og pædagogisk arbejde
Arbejde inden for økonomi, administration og salg
Arbejde inden for informations- og kommunikationsteknologi
Arbejde inden for jura, samfundsvidenskab og kultur
Arbejde, der forudsætter viden på mellemniveau
Teknikerarbejde inden for videnskab, ingeniørvirksomhed og skibs- og luftfart
Teknikerarbejde og assisterende arbejde inden for sundhedsområdet
Arbejde inden for forretningsservice, økonomi, administration og salg
Arbejde inden for jura, samfundsvidenskab og kultur
Informations- og kommunikationsteknikerarbejde
Almindeligt kontor- og kundeservicearbejde
Almindeligt kontor- og sekretærarbejde
Kundeservice
Almindeligt beregnings- og registreringsarbejde
Andet almindeligt kontor- og kundeservicearbejde
Service- og salgsarbejde
Servicearbejde
Salgsarbejde
Omsorgsarbejde
Rednings- og overvågningsarbejde
Håndværkspræget arbejde
Håndværkspræget arbejde inden for byggeri
Metal- og maskinarbejde
Præcisionshåndværk og grafisk arbejde
Arbejde inden for det elektriske og elektroniske område
Fødevarefremstilling, snedkeriarbejde og beklædningsfremstilling
Operatør- og monteringsarbejde samt transportarbejde
Operatørarbejde ved stationære anlæg og maskiner
Monteringsarbejde
Chaufførarbejde og førere af køretøjer og mobile maskiner
Andet manuelt arbejde
Rengøringsarbejde
Manuelt arbejde inden for landbrug, skovbrug og fiskeri
Manuelt arbejde inden for råstofudvinding, bygge- og anlægssektoren, produktion og transport
Manuelt arbejde med tilberedning af mad
Gadesalg og -service
Renovationsarbejde

Tabel 3.3: Oversigt over jobfunktioner i DISCO-08

- Lavtuddannede arbejdere (8 og 9)
- Højtuddannede arbejdere (7)
- Lavtuddannede funktionærer (4 og 5)
- Højtuddannede funktionærer (1, 2 og 3)

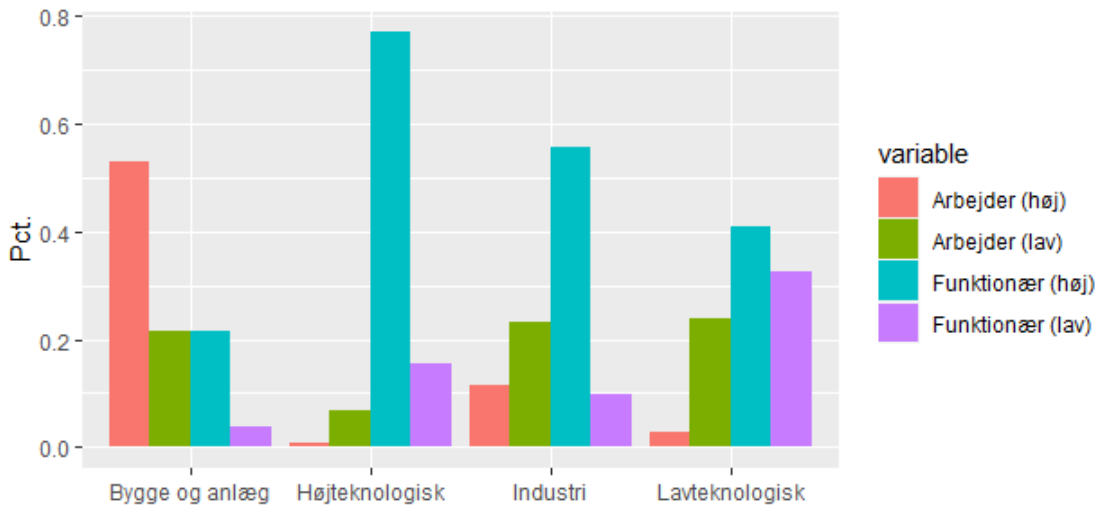
Her omfatter lavtuddannede arbejdere personer indenfor operatør- og monteringsarbejde, samt transportarbejde eller andet manuelt arbejde. Dette inkluderer bl.a. fabriks- og maskinoperatører og montører. Her omfatter højtuddannede arbejdere personer indenfor håndværkspræget arbejde. Lavtuddannede funktionærer omfatter personer indenfor almindeligt kontor- og kundeservicearbejde og salgs- og servicearbejde. Højtuddannede funktionærer omfatter ledelsesarbejde, arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau og arbejde, der forudsætter viden på mellemniveau, som bl.a. inkluderer fagfolk, teknikere, højtstående embedsmænd og ledere. Dette er en meget forenklet måde at anskue arbejde på, at skulle inddele det i færre klasser end blot at analysere de ti. Dette gøres dog både for at kunne sige noget generelt om grupperne.

Hver jobfunktion er kategoriseret under fire brede færdighedsniveauer. Som følge heraf indeholder otte ud af ti hovedgrupper i ISCO-08 kun arbejdsfunktioner på ét ud af fire færdighedsniveauer. Eksempelvis indeholder hovedgruppe 2, arbejde, der forudsætter viden på højeste niveau inden for pågældende område, kun arbejdsfunktioner på fjerde færdighedsniveau, som er det højeste ISCO-færdighedsniveau. Netop derfor kunne uddannelse også være udeladt af regressionsmodellerne. Dog finder projektet alligevel, at uddannelse fanger noget, som jobfunktioner ikke gør, og samtidigt findes der heller ikke en høj grad af multikollinaritet mellem de to. Derfor inkluderes uddannelse også i regressionsmodellerne.

Når der arbejdes med jobfunktioner, arbejdes der kun med nuværende jobfunktioner. Der er spørgsmål vedrørende sammenligning med arbejdsfunktion i 2016, men her finder projektet det mest interessant at kigge på, hvordan jobfunktionerne er i dag. Her ender det ud med 603 respondenter for spørgsmål vedrørende nuværende arbejdsplads. For spørgsmål vedrørende sammenligning af jobfunktion i 2016, ender det ud på 554 respondenter, fordi alle personer ikke også havde arbejde i 2016.

Fordeling af jobfunktioner på tværs af erhverv

Herefter er det også værd deskriptivt at kigge på delingen mellem jobfunktioner og sektorer, som fremstillet i figur 3.1.



Figur 3.1: Fordelingen af jobfunktioner på tværs af sektorer

Det ses i figuren, at der der indenfor bygge og anlæg især arbejder mange højtuddannede arbejdere. I industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, højteknologiske services og laveteknologiske services er højtuddannede funktionærer den største gruppe. For lavtuddannede arbejdere er denne gruppe stort set lige så stor indenfor henholdsvis bygge og anlæg, industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed og lavteknologiske services. Lavtuddannede funktionærer er størst indenfor lavteknologiske services.

Alder

Projektet inkluderer alder som uafhængig variable. Projektet forventer, at yngre mennesker generelt har mindre specifikke færdigheder, fordi de har været på arbejdsmarkedet i kortere tid, hvorimod ældre personer er specialiserede indenfor deres respektive felt. Dog forventes det også, at ældre personer varetager arbejdsopgaver, som der fremadrettet ikke nødvendigvis er behov for, netop fordi de kan automatiseres. Her forventes det, at yngre personer i højere grad vil løse komplekse problemstillinger, hvoraf ældre i højere grad vil udføre rutinemæssige arbejdsopgaver. Samtidigt forventes det, at ældre personer i højere grad også vil være mere usikre i deres arbejde. Alder er inddelt i tre grupper: 18-39 år, 40-59 år og 60 og derover. Denne kodes som en interval kategorisk variabel. Alder anvendes her som en kontrolvariabel, og det er ikke en variabel af primær interesse i forhold til at besvare problemformuleringen.

Løngrupper

Projektet inkluderer også løn som en uafhængig variable. Løn inddrages i analysen, fordi der forventes at være forskel i organisering og jobsikkerhed i forhold til løn. Det forventes, at personer som tjener en højere løn også har mere komplekse arbejdsopgaver og flere uforudsete problemer samt færre rutineprægede arbejdsopgaver. Desuden forventes det, at de både er mere sikre i deres arbejde og bedre karrieremuligheder. Lønindkomst er inddelt i fire grupper: fra nul til første kvartil, fra første kvartil til median, fra median til tredje kvartil og fra tredje kvartil til fjerde kvartil. Denne kodes som en interval kategorisk

variabel. Her inkluderes den i analysen som en kontrolvariabel og er ikke en variabel af primær interesse i forhold til at besvare problemformuleringen.

Uddannelse

Uddannelse inddrages i analysen, fordi det forventer, at der er forskel i indhold af arbejde og jobsikkerhed i forhold til uddannelse. Her er der allerede inkorporeret jobfunktioner, som er opdelt i lavtuddanede og højtuddannede. Dog finder projektet ikke en høj grad af multikollinaritet mellem de to. I regressionsresultaterne ligner det, at uddannelse netop også kan fange noget, som jobfunktioner ikke kan. Her forventes det, at personer som har en højere uddannelse, også i højere grad vil klare komplekse opgaver og i mindre grad rutineprægede opgaver. Det forventes også, at de i højere grad vil vurdere, at de har gode karrieremuligheder og i mindre grad, at de føler sig usikre for at miste deres arbejde. Denne er inddelt i tre grupper: Grundskole eller uoplyst; gymnasiel, erhvervsfaglig eller kort videregående uddannelse; og mellemlang, bachelor, lang videregående uddannelse eller PhD. Her inkluderes den i analysen som en kontrolvariabel og er ikke en variabel af primær interesse i forhold til at besvare problemformuleringen.

Virksomhedens størrelse

Projektet inkluderer også virksomhedsstørrelsen i analysen. Virksomhedsstørrelsen inddrages også i analysen, fordi det forventes, at der er forskel i især indhold af arbejde. Her er der en forventning om, at større virksomheder også i højere grad løser komplekse opgaver og i mindre grad løser rutineprægede opgaver. Her er den inddelt i to kategorier: 5-49 årsvær og +50 årsværk. Her inkluderes den i analysen som en kontrolvariabel og er ikke en variabel af primær interesse i forhold til at besvare problemformuleringen.

Udeladte variable

Projektet har prøvet at tage højde for *omitted variable bias* ved netop at inkludere de variable, som projektet i højeste grad har fundet relevante for de uafhængige variable. Derfor kan der stadig godt være variable, som kan forklare de afhængige variable. Valget om ikke at inkludere flere variable, skyldes i høj grad formålet med analysen. Yderligere har projektet også været opmærksom på antal af variable. Mere om dette findes i Appendix A.2.

For de afhængige variable er der blevet valgt, de variable, som projektet i højeste grad mener, kan have betydning, her ud fra et teoretisk perspektiv. Her kunne variable som eksempelvis placering af virksomhed måske også have spillet ind. Lige så vel kunne det være at se mere på organisering af virksomheden eller hvorvidt personen eksempelvis udfører sociale interaktioner på arbejdspladsen.

KAPITEL 4

Teknologisk udvikling og beskæftigelsesændringer

Først undersøges den mere kvantitative bekymring i forhold til fremtidens arbejde, nemlig hvorvidt der er jobs nok til alle. Altså om de arbejdsbesparende teknologiske fremskridt i sidste ende fortrænger arbejdskraftsefterspørgslen. Projektets fokus er Danmark, men for at tage højde for uobserveret heterogenitet inddrages data for produktivitet og beskæftigelse fra en række europæiske lande samt USA og Japan, som beskrevet i det foregående kapitel.

Kapitlet indledes med en kort motivation for projektets paneldatamodeller, og argumentation for valg af modeltyper. Derefter følger et deskriptivt afsnit der undersøger projektets paneldata og beskriver udviklingen for produktivitet- og beskæftigelsesvækst på landeniveau, samt de kumulative ændringer fordelt på sektorniveau og tilsidst udviklingen i sammensætningen af kompetencegrupper. Herefter opstilles projektets forskellige modeller. Den første model undersøger forholdet mellem produktivitet- og beskæftigelsesvækst på makroniveau, altså på tværs af projektets udvalgte lande. Derefter foretages samme analyse på mikroniveau, hvor tal fra de 32 industrier i projektets paneldata inddrages. Makro- og mikroniveauet forenes derefter for at analysere direkte og indirekte effekter på beskæftigelsen, og til sidst undersøges en centralt element i motivationen for projektet, nemlig spørgsmålet om hvem der får gavn af produktivitetsstigningerne.

4.1 Generelt om projektets paneldata-modeller

I den økonometriske paneldataanalyse kan det ikke antages, at observationer er uafhængigt fordelt over tid, altså vil ikke-observerede faktorer, der fx påvirker et lands beskæftigelse i et givent år, også påvirke landets beskæftigelse i et andet år. Dette kaldes også uobserveret heterogenitet, og de problemer det skaber hører under hvad man kalder *omitted variable bias*. Eksistensen af uobserveret heterogenitet, eller ikke-målte forskelle mellem enheder i det observerede paneldata, kan medføre ukorrekte regressionsresultater. Paneldatasæt er derfor mest nyttige, når der kontrolleres for tidskonstante ikke-observerede forhold, som kan tænkes at være korreleret med de

forklarende variable i en model (Woolridge, 2016). Til gengæld er det også denne anvendelse der gør paneldatamodeller meget udbredte, da dette normalt ikke kan lade sig gøre for eksempel i almindeligt tværsnitsdata. Ulempen er at man typisk får et mindre datasæt ved valget om at følge de samme enheder over tid. I forholdet mellem beskæftigelses- og produktivitetsvækst kan de uobserverede effekter både være relateret til variation på tværs af lande, industrier, samt tid. Af denne grund er det også foretrukket at benytte data på tværs af lande, fremfor for eksempel kun at inddrage data for Danmark. Da projektet i høj grad har fokus på de danske forhold er der foretaget en *split sample* undersøgelse for at teste hvorvidt regressionsresultater for Danmark skiller markant sig ud fra modellerne på tværs af lande. Dette er ikke tilfældet, hvorfor projektet benyttet det samlede paneldata, da dette alt andet lige giver mere præcise resultater for sammenhængen mellem beskæftigelses- og produktivitetsvækst.

En meget udbredt måde at fjerne de uobserverede effekter i niveau, er at differense data i tilstødende tidsperioder, også kaldet *first differencing*. I dette projekt er udgangspunktet for regressionsmodellerne differensede variable, som udover at fjerne uobserverede forskelle mellem lande (og industrier), har den fordel at de estimerede koefficienter kan fortolkes som elasticiteter. Projekt foretrækker desuden *first difference* (FD) modellen fremfor andre *fixed effects* modeller, som for eksempel *within*-modellen, grundet strukturen i projektets paneldata, hvor antallet af tidsperioder T er relativt stort, hvilket blandt andet kan føre til spuriøs regression, hvis within-modellen benyttes.

I appendiks A.1 findes beskrivende teori for paneldatamodellering og der foretages en række specifikationstests til at understøtte valget af FD-modellen. Det skal nævnes, at arbejdet med paneldata er nyt stof for projektets forfattere, da dette ikke har været omfattet i kurser på Aalborg Universitet. Projekt følger derfor især teori og tests beskrevet i Woolridge (2016). Specifikationstestene omfatter *poolability* tests, test for individuelle og/eller tidseffekter, samt test for hvordan standardfejlene opfører sig. Projektet finder, at en almindelig *pooling*-model vil være ustabil, samt at der findes signifikante individspecifikke *fixed effects*, men ingen tidseffekter i niveau-modellen. På baggrund heraf foretrækkes det derfor at transformere variablene, hvilket i projektet altså gøres ved *first differencing*. Da det er muligt, at der i FD-modellen kan findes andre systematiske individ og/eller tidseffekter, udbygges projektets FD-modeller med forskellige kombinationer af dummyvariable til at fange eventuelle *fixed effects* på tværs af lande, tid eller industrier. Modeltestene afslører også tegn på både seriel korrelation, heteroskedasticitet, samt tværsnitsafhængighed. Dette tages højde for ved at benytte robuste standardfejl. Alle testene er som sagt beskrevet i appendiks A.1.

Projektets regressionsmodeller præsenteres i en trinvis opbygning, hvor modellerne gradvist udbygges. Både projektets panelmodeller samt analyseopbygning har inspiration i fremgangsmåden i Autor et al. (2017). Dette gælder for så vidt også dele af sprogbruget i denne del af analysen, hvor visse termer mm. adopteres. Der er dog en række væsentlige forskelle, foruden at der her tages udgangspunkt i en nyere dataudgivelse. Først og fremmest ønsker dette projekt ikke at afdække samtlige forhold der undersøges i Autor et al. (2017). Relevant for dette projekt er at undersøge forholdet mellem beskæftigelses- og produktivitetsvækst på makro- og mikroniveauet. Her finder Autor et al. (2017) nemlig modsatte effekter, hvilket også ønskes at testes i projektets

paneldata. Hvis der findes modsatte effekter kan dette blandt skyldes *spillover*-effekter på beskæftigelse, hvilket ligeledes undersøges. Projektet er desuden interesseret i at undersøges forskelle i produktivitetsvækst for forskellige sektorer, da der er en forventning om, at produktivitetsvæksten ikke påvirker beskæftigelsen ensartet. Med andre ord, forventes det, at produktivitetsvækst i visse sektorer er 'bedre' for økonomien i form af mere jobskabelse. I forlængelse af dette kan det også formodes at produktivitetsvæksten har forskellig betydning for beskæftigelsen for ansatte i forskellige uddannelsesgrupper. Dette er ligeledes interessant for projektet, da skift i kompetenceefterspørgslen kan have en række negative, og positive, følger for de forskellige kompetencegrupper. Både jobskabelsen og effekten på kompetencegrupper undersøges desuden med specifik fokus på det danske arbejdsmarked. Projektets paneldata-modeller adskiller sig også teknisk fra 'tilsvarende' modeller i Autor et al. (2017), da de er opstillet på projektets egne specifikationstests samt valg og fravalg af forklarende variable. Her er det væsentligt at nævne fravalget af en populationsvariabel i projektets modeller. Som beskrevet i 3.1, skyldes dette at den i modsætning til hvad man finder i Autor et al. (2017), i dette projektet ikke har vist sig at have en signifikant effekt på beskæftigelsesvæksten eller har påvirket koefficienterne for andre forklarende variable.

Desuden finder projektet at lags for de fleste forklarende variable har en signifikant betydning, hvorfor der i mange tilfælde i projektet tilføjes lags i kontrast til Autor et al. (2017), som oftest kun inddrager de samtidige effekter. Projektets vigtigste bidrag til litteraturen er dog især udgangspunktet i den nyeste tilgængelige dataudgivelse fra EU KLEMS. Autor et al. (2017) afviser at de seneste teknologiske fremskridt indenfor blandt andet kunstig intelligens kan skifte menneskers komparative fordel overfor maskiner. Deres empiriske undersøgelse bygger dog på data op til 2007, og udviklingen indenfor eksempelvis kunstig intelligens er først rigtig begyndt at brede sig ud i den private sektor de seneste år, hvorfor deres konklusioner kan have ændret sig drastisk hvis man analyserer observationer efter 2007.

4.2 Forhold mellem produktivitet og beskæftigelse

I dette afsnit undersøges først forholdet mellem produktivitetsvækst og beskæftigelsesvækst, derefter undersøges hvordan dette forhold har udviklet sig kumulativt for projektets fire sektorer, og til sidst undersøges sammensætningen af forskellige uddannelsesgrupper. Der vises i afsnittet kun figurer med tal fra Danmark, mens der tilgengæld sammenlignes med hvordan udviklingen er på tværs af lande og i visse andre lande. Disse figurer vil i stedet kunne tilgås i Bilag B.

Modsat bekymringen om at der vil være færre jobs til folk i fremtiden, beskrevet i indledningen, beskriver klassisk økonomisk teori, at hvis et land bliver mere produktivt, så øges nationalindkomsten, så forbruges der mere og så stiger beskæftigelsen også. Dette forhold testes her deskriptivt ved at plotte udvikling i produktivitet og beskæftigelsesvækst mod hinanden. Som beskrevet i kapitel 3 benyttes produktivitetsvækst som et mål for teknologisk fremgang, og her er det så den samlede produktivitetsvækst, som disaggregeres til output pr. arbejdstager. Beskæftigelsen måles som beskrevet som antallet af *persons engaged in work*, hvilket inkluderer de selvstændige.

Figur 4.1 viser udviklingen i produktivitet- og beskæftigelsesvækst i Danmark for perioden 1996 til 2017. Det fremgår, at produktivitetsvæksten i Danmark generelt er faldet over perioden, hvor den i starten af perioden gennemsnitligt befinder sig omkring de 2,5 pct. og i slutningen af perioden flere gange gange viser negativ vækst. Den synes dog overordnet at fluktuere nogenlunde stabilt, omend den tager et stort dyk i perioden omkring den finansielle krise i 2007. Udviklingen i produktivitetsvæksten i Danmark fremgår dog generelt væsentlig mere stabil sammenlignet med beskæftigelsesvæksten. Det fremgår også til en vis grad, at når produktivitetsvæksten stiger, så stiger beskæftigelsesvæksten også, og falder produktivitetsvæksten, så falder beskæftigelsesvæksten også, og i flere tilfælde med få års lags. Dette gælder især i perioden omkring 2004-2012.

Figur 4.1: Udviklingen i produktivitet- og beskæftigelsesvækst i Danmark, 1996-2017

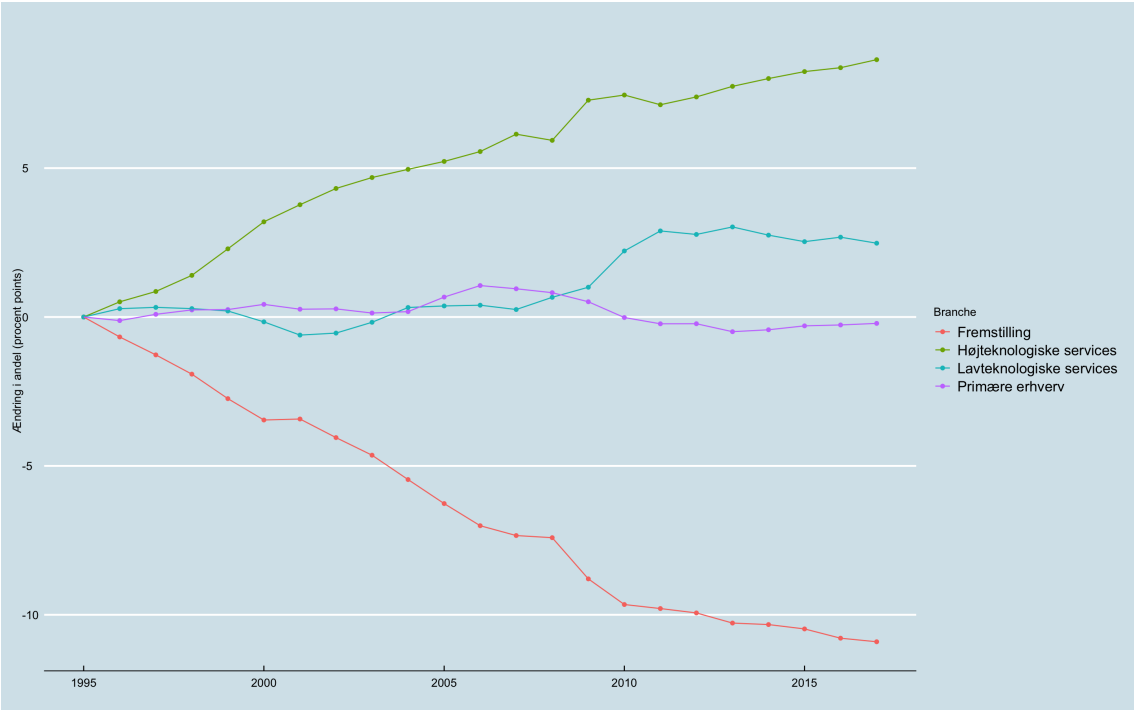
I figur B.1 under bilag B, viser udviklingen i produktivitets- og beskæftigelsesvækst for henholdsvis Tyskland, Holland, USA, samt gennemsnittet på tværs af samtlige lande i projektets paneldata. For alle grafer fremgår en lignende konklusion som for samme periode i Danmark, nemlig at produktivitetsvækst fører til beskæftigelsesvækst indenfor ét til tre år. Særligt for Holland, men også på tværs af landene, fremgår en stærk sammenhæng over perioden, mens beskæftigelsesvæksten i især Tyskland synes at bevæge sig meget mere stabilt end for produktivitetsvæksten. De mindre udsving fremgår dog stadig at have en vis sammenhæng med udviklingen i produktiviteten, også med ét til tre års lag.

Produktivitet- og beskæftigelsesvækst fordelt på sektorer

Med industrialiseringen i det 20. og 21. århundrede, har beskæftigelsen gradvist skiftet fra primære og sekundære sektorer mod tertiære sektorer, der leverer tjenester til virksomheder og forbrugere. Ifølge Baumol (1967)-hypotesen vil sektorer, der har oplevet

en større produktivitetsvækst, aftage som en andel af beskæftigelsen, mens omvendt de med lavere produktivitetsvækst vil vokse. Projektet ønsker derfor at undersøge om dette ligeledes gør sig gældende for det anvendte arbejdsmarkedsdata, altså at beskæftigelsen i voksende sektorer falder, og omvendt.

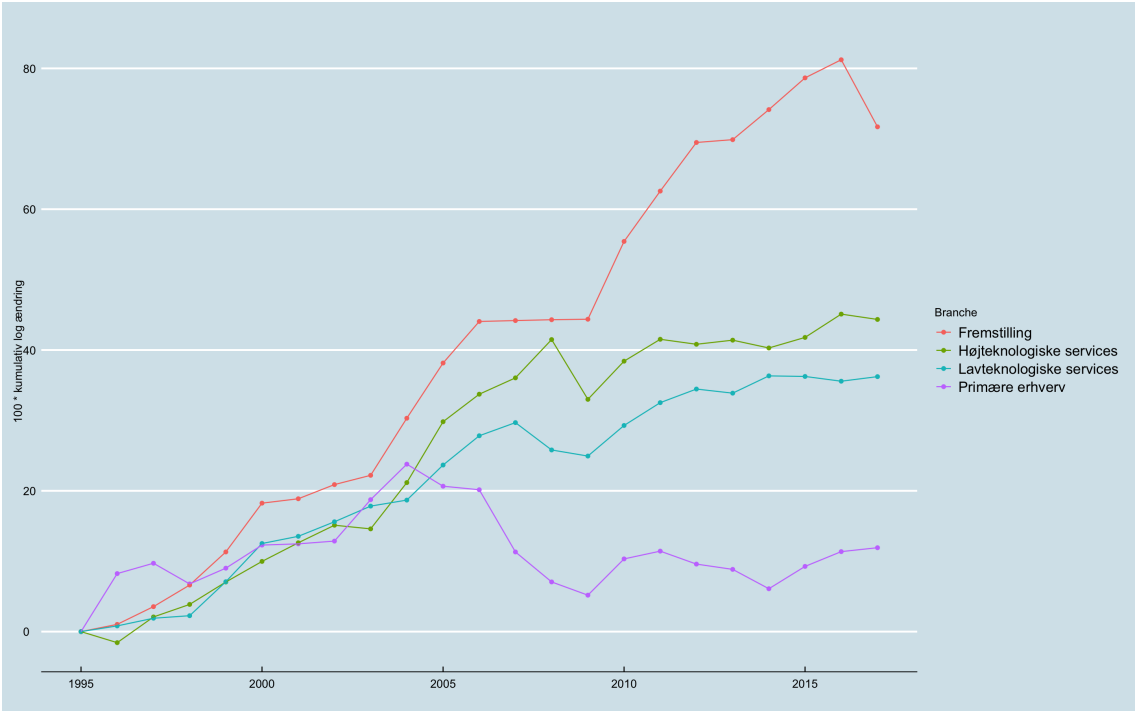
Først og fremmest finder projektet, at den omtalte sekulære transformation umiddelbart stadig finder sted, hvilket er afbildet i figur 4.2, der viser den kumulative bæskæftigelsesudvikling i Danmark for de fire udvalgte sektorer i perioden 1995 til 2017. I figur B.2 i bilaget vises udviklingen på tværs af lande. I løbet af den relativt korte tidsperiode er andelen af beskæftigelsen indenfor fremstilling faldet med 10,9 procentpoint i Danmark, og 7,4 procentpoint på tværs af landene. Omvendt er andelen af beskæftigelsen inden for højteknologiske services steget med henholdvis 8,1 og 7,1 procentpoint. For fremstillingssektoren ses i både det danske og internationale tilfælde et hastigt dyk i beskæftigelsesandelen frem mod 2010, hvorefter udviklingen synes at stagnere. For sektoren højteknologiske services fremgår det at udviklingen har været forholdsvis stødt stigende igennem perioden, og det er først fra 2016 til 2017 at der forekommer et mindre fald i beskæftigelsesandelen på tværs af landene, hvorimod at der i Danmark gradvist sker en stagnering af udviklingen fra 2010 og frem. Beskæftigelsesandelen i sektoren primære erhverv forholder sig meget stabilt igennem perioden i Danmark, mens den på tværs af landene falder med 1,4 procentpoint, en udvikling der primært træder i kraft efter 2010. Udviklingen for lavteknologiske services på tværs af landene synes at modsvare førnævnte gennem perioden, og oplever en samlet vækst på 1,7 procentpoint. I Danmark er det dog først omkring år 2010 at sektorandelen vokser, men den vokser tilgengæld med samlet 3,1 procentpoint.



Figur 4.2: Kumulativ ændring i beskæftigelse fordelt på sektorer, 1995-2017

Den betydelige omfordeling af beskæftigelsen på tværs af sektorer afbildet i figur 4.2

afspejles til dels af tendenserne i produktivitetsvækst. Figur 4.3, viser den kumulative vækst i arbejdskraftens produktivitet, for samme sektorer og periode i Danmark, men tal på tværs af lande kan findes i figur B.3 i Bilag B. Figurene dokumenterer således, at produktivitetsvæksten har været størst indenfor fremstillingssektoren, hvor den i Danmark er vokset med 71,7 procentpoint og på tværs af landene med 117 procentpoint. Omvendt finder projektet dog ikke at produktivitetsvæksten indenfor højteknologiske services har været særlig lav, på trods af den store vækst i beskæftigelsesandelen. Produktivitetsvæksten er faktisk den anden højeste i Danmark med en vækst på 47,2 procentpoint, hvilket er tæt på den gennemsnitlige vækst på tværs af landene på 47,8 procentpoint. Udviklingstendensen for sektoren lavteknologiske services matcher nogenlunde den for højteknologiske services, men tegner sig dog samlet set for en lidt højere produktivitetsvækst hvis man ser på tværs af landene, 54,5 procentpoint, mens den i Danmark er lidt lavere og samlet vokser med 35,2 procentpoint. Den langsomst voksende sektor er i både Danmark og på tværs af landene, primære erhverv, som i Danmark samlet kun er vokset med 11,9 procentpoint, mens den på tværs af landene nærmer sig en vækst lignende sektorerne højteknologiske services og lavteknologiske services, med 33,8 procentpoint. Den lave samlede vækst i Danmark skyldes især et stort dyk i midten af 00'erne.



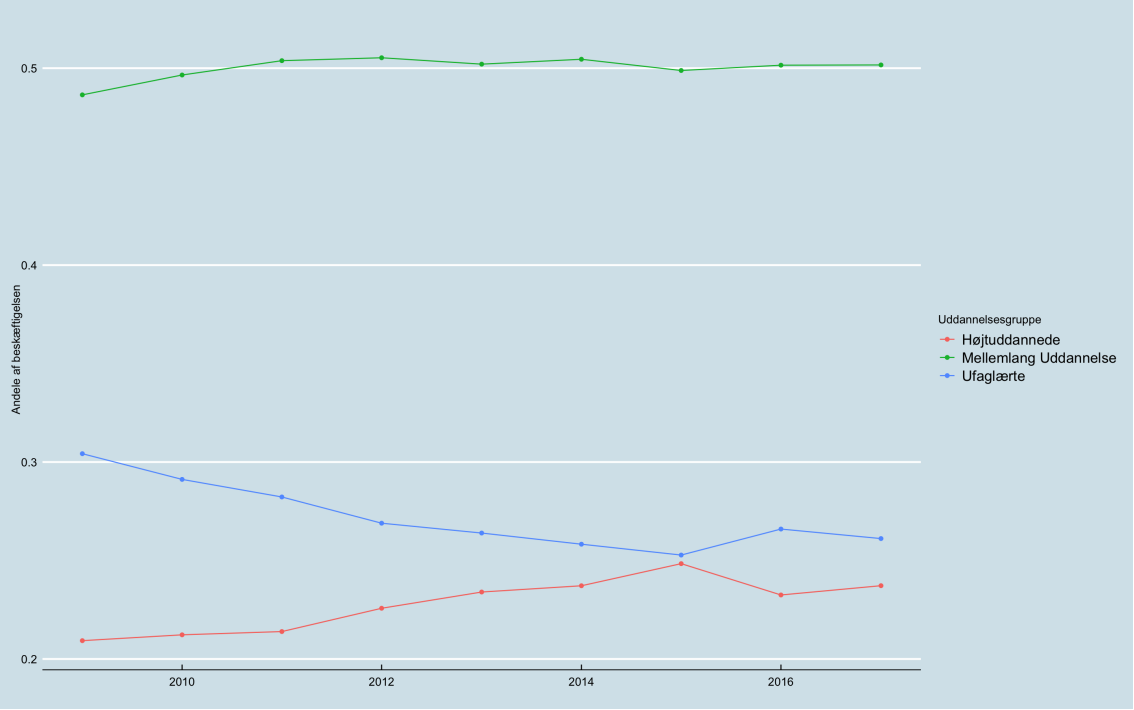
Figur 4.3: Kumulativ produktivitetsvækst fordelt på sektorer, 1995-2017

Som beskrevet i starten af afsnittet forventedes det, at sektorer, der har oplevet en større produktivitetsvækst, også ville opleve en aftagende beskæftigelsesandel, og omvendt. En sammenligning af beskæftigelsesudviklingen i figur 4.2 med produktivitetsudviklingen i figur 4.3 illustrerer overordnet set en overensstemmelse med hypotesen, og en årsag til at hypotesen ikke til fulde efterleves skyldes især valget om blandt andet af udelade en sektor der omfatter uddannelse og sundhed, der med al sandsynlighed ville vise en stor vækst i beskæftigelsesandelen, samtidig med en formodentlig lav produktivitetsvækst.

4.3 Udviklingen i sammensætning af uddannelsesgrupper

Produktivitetsændringer kan i høj grad også påvirke beskæftigelsen for arbejdere i forskellige uddannelsesgrupper, og her er det især relevant hvilke industrier og sektorer der vokser, fordi de med al sandsynlighed har forskellige sammensætninger af kompetencegrupper, og desuden ikke nødvendigvis vil efterspørge de samme typer kompetencer som følge af produktivitetsvækst. Generelt forventes den sekulære transformation af arbejdsmarkedet at favorisere højtuddannede arbejdere. Dette skyldes både en forventning om, at den teknologiske udvikling betyder, at arbejdsopgaver bliver mere komplekse og kræver mere højtuddannede arbejdere, samtidig med at rutineprægede opgaver, der i høj grad udføres af lavtuddannede arbejdere, muligvis overtages af teknologien (Autor, 2015). I det følgende undersøges sammensætningen nationalt plan, og derefter fordelt på sektorer. Det bemærkes at der her ikke sammenlignes med udviklingen på tværs af lande, men disse udviklingstendenser kan dog også tilgås i Bilag B.

Figur 4.4 viser udviklingen i andele af de forskellige uddannelsesgrupper i Danmark i perioden fra 2009 til 2017 [1]. Det fremgår først og fremmest, at der har været et vist skifte i forhold til balancen mellem andelen af højtuddannede og lavtuddannede i Danmark, hvor der altså er kommet flere højtuddannede. Andelen af personer med en lang uddannelse er således steget fra 21 pct. til 24 pct, mens andelen af ufaglærte er faldet fra 31 pct. til 26 pct. Andelen af personer med en mellemlang uddannelse er steget en smule fra 48 pct. til 50 pct.

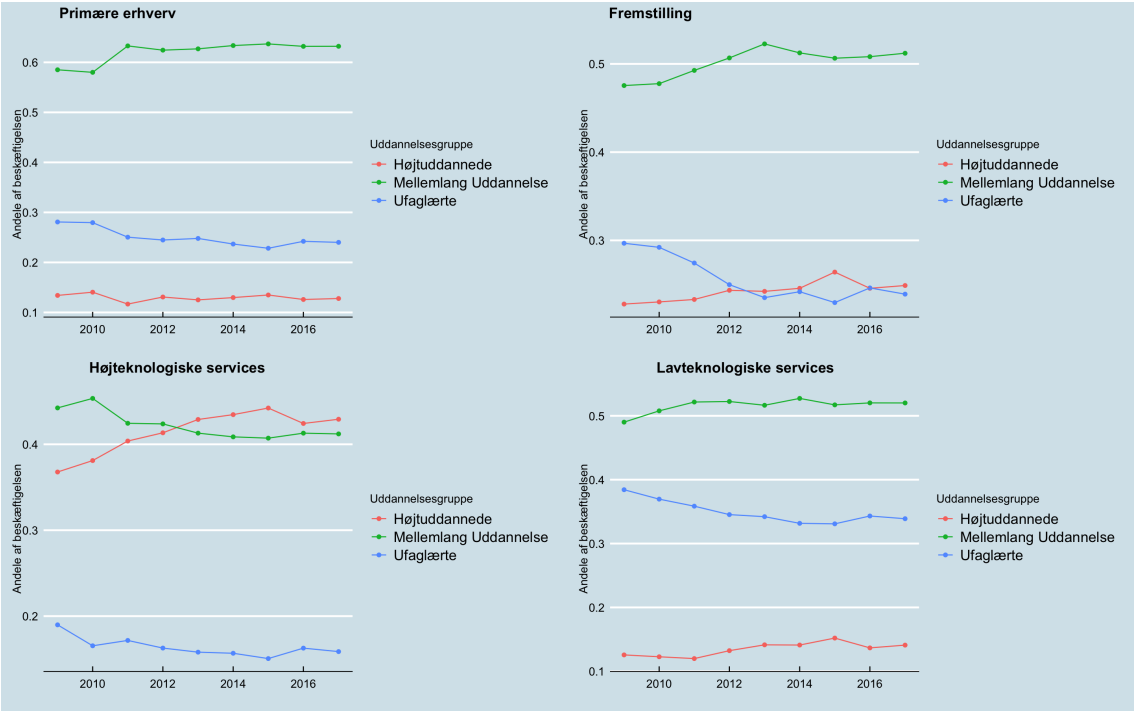


Figur 4.4: Udvikling i uddannelsesandele i Danmark (total), 2009-2017

Herefter kunne det også være interessant at se på uddannelsessammensætningen på tværs

[1] Den kortere periode skyldes, at EU KLEMS ikke har data længere tilbage for uddannelsesvariablene.

af sektorer i samme periode. I figur 4.5 ses udviklingen indenfor henholdsvis primære erhverv, fremstillingssektoren, højteknologiske services og lavteknologiske services. For primære erhverv udgør personer med en mellemlang uddannelse den klart største gruppe, efterfulgt af gruppen af ufaglærte personer og til sidst personer med en lang uddannelse. Personer med en mellemlang uddannelse er vokset fra 59 pct. til 63 pct. i perioden, for personer med en lang uddannelse er tallet konstant på 13 pct. og for ufaglærte personer er andelen faldet fra 28 pct. til 24 pct. Kigges på udviklingen for fremstillingssektoren i figur 4.5 ses det at andelen af personer med en mellemlang uddannelse igen er markant større end de andre grupper. I 2009 var den andenstørste gruppe ufaglærte personer, men i 2017 var det personer med en lang uddannelse. I perioden fra 2009 til 2017 er personer med en mellemlang uddannelse steget fra 57 pct. til 62 pct. For personer med en lang uddannelse er andelen steget fra 23 pct. til 25 pct. For ufaglærte personer er andelen faldet fra 30 pct. til 23 pct. Indenfor højteknologiske services udgjorde personer med en mellemlang uddannelse den største andel i 2009, men i 2017 var det personer med en lang uddannelse. I perioden 2009 til 2017 er andelen af personer med en lang uddannelse steget fra 36 pct. til 44 pct. I samme periode er personer med en mellemlang uddannelse faldet fra 45 pct. til 42 pct. For ufaglærte personer er andelen faldet fra 19 pct. til 14 pct. Tilsidst ses udviklingen indenfor lavteknologiske services i figur 4.5. Her udgør personer med en mellemlang uddannelse den største andel, efterfulgt af gruppen af ufaglærte personer og til sidst personer med en lang uddannelse. Personer med en mellemlang uddannelse udgør i 2009 49 pct. og i 2017 52 pct. I samme periode er ufaglærte personer faldet fra 38 pct. til 34 pct. Samtidigt er personer med en lang uddannelse steget fra 13 pct. til 14 pct.



Figur 4.5: Udvikling i uddannelsesandele indenfor de fire sektorer i Danmark, 2009-2017

Den generelle tendens er, at andelen af ufaglærte personer både overordnet og inden for

alle sektorer er faldet. På tværs af sektorer er andelen af ufaglært således faldet med 5 procentpoint over den otte-årige periode. Modsat er efterspørgslen efter både personer med en mellemlang uddannelse og en lang uddannelse steget i perioden. Disse grupper har oplevet stigning på henholdsvis 2 og 3 procentpoint. Dette tegner et billede af et arbejdsmarked under en vis forandring, hvor der i højere grad efterspørges personer længere uddannelse og i mindre grad personer uden uddannelse. Dog udgør personer med en mellemlang uddannelse stadig den største gruppe på tværs af sektorer og inden for alle sektorer på nær højteknologiske services.

Ændringerne i den uddannelsesmæssige sammensætning af arbejdskraften er særligt interessant i sammenligning med den kumulative beskæftigelsesudvikling indenfor sektorerne i figur 4.2. Figur 4.2 viste en tæt på uændret samlet beskæftigelse indenfor primære erhverv, hvilket betyder at den faldende andel af de ufaglærte, ikke bare kan forklares ved at sektoren har oplevet et beskæftigelsesfald, som så er sket på bekostning af de ufaglærte, men at sektoren i højere grad er ved at foretage en udskiftning af deres arbejdskraft til arbejdere med længere uddannelse. Indenfor fremstillingssektoren er beskæftigelsen faldet i perioden. Her kunne det umiddelbart godt ligne, at dette er sket på bekostning af ufaglærte personer, hvilket således også forklarer stigningen i andelen af personer med en lang og mellemlang uddannelse. Højteknologiske services har oplevet den højeste stigning i den samlede beskæftigelse, og det ser især ud at have øget efterspørgslen og beskæftigelsen af personer med en lang uddannelse. For beskæftigelsen indenfor lavteknologiske services skete der en især en stigning i perioden fra 2009 til 2010. I samme periode er andelen af ufaglærte personer faldet, mens andelen af personer med en lang uddannelse eller mellemlang uddannelse er steget. Udover at have oplevet en stor beskæftigelsvækst indenfor en kort periode, tyder det samtidig på, at der er sket et markant skifte i efterspørgslen af kompetencer indenfor lavteknologiske services på bekostning af ufaglærte personer.

Dette kunne godt tyde på, at der en tendens mod, at der bliver efterspurgt færre ufaglærte personer på det danske arbejdsmarked, og at arbejdsmarkedet skifter imod i højere grad at efterspørge personer med uddannelsesbaggrund. Her ligner det umiddelbart, at udviklingen sker på bekostning af lavtuddannede personer og ikke mellemuddannede. Her skal det så siges, at netop personer med en lang uddannelse i EU KLEMS-datasættet beskrives som at være personer med en universitetsuddannelse. Det vil sige, at den mellemste gruppe netop rammer alt fra håndværkspræget arbejde til personer med en kort uddannelse til professionsbachelorer. Dette er altså en meget blandet gruppe. Udviklingen kan skyldes den teknologiske udvikling, som i højere og højere grad kan overtage rutineprægede arbejdsopgaver, men det kan ikke siges alene på baggrund af figurene.

4.4 Produktivitet og beskæftigelse på landeniveau

Første skridt i projektets analyse af hvordan de teknologiske fremskridt påvirker beskæftigelsen, er at bygge en model baseret på de tal der blev præsenteret i figur 4.1. For at forklare forholdet mellem beskæftigelse og produktivitet på landeniveau empirisk,

estimeres en paneldatamodel på formen:

$$\Delta logE_{c,t} = \beta_0 + \sum_{k=0}^{3} \beta_1 \Delta logLP_{c,t-k}[+\alpha_c] + \epsilon_{c,t} \tag{4.1}$$

$\Delta logE_{ct}$ er log-ændringen i beskæftigelse i land c i år t, og $\Delta logLP_{ct}$ er den samtidige log-ændring i arbejdskraftsproduktivitet. Modellen samler således variation på tværs af lande og over tid for at estimere sammenhængen mellem beskæftigelse og produktivitet. Log-log specifikationerne betyder at β-estimater svarer til elasticiteter. Her er der ingen lande, som har fået tildelt vægte, altså har alle lande samme vægt, netop så større lande ikke får en større indflydelse på forholdet mellem beskæftigelse og produktivitet end små lande gør. Modellen kan udvides ved at tilføje tre k lags for arbejdskraftproduktiviteten ΔLP_{ct-k}, samt et sæt af lande *fixed effects*, α_c.

Grunden til at der tilføjes lags i nogle af modellerne skyldes den struktur der blandt andet kunne anes i figur 4.1, hvor beskæftigelsesvæksten synes at reagere på produktivitetsvæks efter ét til tre år. Hvis disse lags har en signifikant betydning for beskæftigelsesvæksten kan en model uden lags være biased mod at finde en ikke eksisterende sammenhæng mellem produktivitets- og beskæftigelsesvækst. En anden kilde til bias kan skyldes at beskæftigelse både fungerer som den afhængige variabel og som nævner i den forklarende variabel, som beskrevet i afsnit 3. Dette kan nemlig fører til *simultaneity* bias, og muligvis presse OLS estimaterne nedad.

I tabel 4.1 præsenteres resultater for fire forskellige FD-modeller på landeniveau. Den første model undersøger kun forholdet mellem beskæftigelse og produktivitet for samtidige effekter og indeholder ikke lande-dummyvariable til at håndtere *fixed effects*. Den anden model er magen til den første model, men med tilføjelse af lande *fixed effects*. I den tredje og fjerde model er der tilføjet tre lags for produktivitetsvæksten og er henholdvis uden og med lande *fixed effects*.

Her ses det for alle fire modeller, at de samtidige effekter er positive og at for model (1), (2) og (4) ligeledes er signifikante. Altså er der i overvejende grad et direkte positivt og signifikant forhold mellem ændring i produktivitet og ændring i beskæftigelse. Det betyder samtidig at de førnævnte bias umiddelbart ikke spiller så væsentlig en rolle i forholdet. Med baggrund i dette og hvad andre studier finder, har projektet ingen grund til at forsøge at håndtere *simultaneity* bias, ved for eksempel at re-estimere hver model med instrumentvariabel specificeringer. Det er også tvivlsomt om disse specificeringer vil resultere i mere troværdige estimater, da de på trods af at eliminere *simultaneity* bias, også muligvis kan overestimere effekten. Fordele og ulemper ved instrumentvariabel-modeller vil dog ikke uddybes yderligere her [2].

Tabel 4.1 viser for de samtidige effekter i model (1), at når arbejdskraftproduktiviteten stiger med 1 pct., stiger beskæftigelsen med 0,082 pct., ved et signifikansniveau på 0,10. Når en dummy for lande tilføres, som i model (2), ses en stigning i denne effekt, således at beskæftigelsen vokser med 0,1 pct,., når arbejdskraftsproduktiviteten stiger med 1 pct.

[2] Autor et al. (2017) tester både OLS og IV modeller og argumenterer både for imod deres anvendelse, men finder det teoretisk mere troværdigt at bruge OLS

	(1)	(2) $[+\alpha_c]$	(3)	(4) $[+\alpha_c]$
$\Delta\ logLP_{c,t}$	$0.082(.)$	$0.100(*)$	0.073	$0.127(*)$
	(0.044)	(0.045)	(0.049)	(0.052)
$\Delta\ logLP_{c,t-1}$			$0.244(***)$	$0.301(***)$
			(0.037)	(0.047)
$\Delta\ logLP_{c,t-2}$			0.028	$0.077(.)$
			(0.043)	(0.046)
$\Delta\ logLP_{c,t-3}$			-0.040	0.017
			(0.035)	(0.032)
N	441	441	375	375
R^2	0.013	0.064	0.142	0.236
$\bar{R}^2$	0.011	0.015	0.133	0.181
SER	2.43	2.42	2.29	2.22
F-test	$5.72(*)$	1.3	$15.3(***)$	$4.32(***)$
	$(df = 1; 439)$	$(df = 22; 418)$	$(df = 4; 370)$	$(df = 25; 349)$

Tabel 4.1: Resultater for regressionsmodeller på landeniveau

Alle modeller er estimeret med *first difference*-metoden i perioden fra 1996 til 2017 for model (1) og (2) og 1999 til 2017 for model (3) og (4). Her er α_c landespecifikke *fixed effects*, hvor 1 indikerer, at de er inkluderet og 0 indikerer, at de ikke er inkluderet i modellen. Der benyttes Newey-West standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet og seriel korrelation. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$, $(***) = p < 0.001$.

Når der tilføjes dummyvariable for lande i modellerne identificeres variation over tid men indenfor et land, og tendensen til at effekten øges bekræftes ligeledes i model (3) og (4), omend β-koefficienten for den samtidige effekt i model (3) ikke er signifikant.

For model (3) ses det, at kun lag 1 har en signifikant effekt på beskæftigelsen. Modellen siger, at når produktiviteten stiger med 1 pct., stiger beskæftigelsen med 0,244 pct. året efter. For model (4), er β-koefficienterne for den samtidige produktivitet, for lag 1 og for lag 2 signifikante. Her er koefficienten for den samtidige effekt på 0,127, hvilket betyder, at når arbejdskraftsproduktiviteten stiger med 1 pct., stiger beskæftigelsen med 0,127 pct. For lag 1, er koefficienten på 0,301, altså vil beskæftigelsen stige med 0,301 pct. i år 1, når arbejdskraftproduktiviteten stiger med 1 pct. i år 0. For lag 2, er koefficienten på 0,077, altså vil beskæftigelsen stige med 0,077 pct. i år 2, når arbejdskraftproduktiviteten stiger med 1 pct. i år 0. Hvis man summerer de samtidige koefficienter med lag koefficienterne i model (3) og (4), fremgår en elasticitet på henholdsvis 0,305 og 0,522. Disse estimater implicerer at en 1 pct. stigning i produktiviteten et givent år fører til en stigning i beskæftigelsen på 0,305 pct. over de fire følgende år, ifølge modellen uden dummyvariable for lande, eller en stigning på 0,522 pct. hvis der tages højde for eventuelle *fixed effects*. Resultaterne i modellerne på landeniveau understøtter altså i høj grad både økonomiteoretisk intuition, samt hvad der også fremgik af de grafiske afbildninger i forrige afsnit, nemlig at produktivitetsvækst ikke nødvendigvis er beskæftigelsesreducerende, men tværtimod har en positiv effekt på beskæftigelsen.

4.5 Produktivitet og beskæftigelse på industriniveau

Modellerne på makroniveau er forholdsvis simple, og kan ikke fortælle, hvordan eksempelvis specifikke innovationer og ny teknologi i visse industrier eller sektorer påvirker nettobeskæftigelsen. Her er landbruget et godt eksempel på en industri, som har oplevet de tidligere beskrevne Baumol-effekter, hvor store produktivitetsstigninger har forårsaget et fald i beskæftigelsen. Og landbruget er ikke det eneste eksempel på industrier hvor Baumol-effekten har været tydelig. Bessen (2013) har fundet lignende tendenser indenfor tekstil-, motorkøretøjs- samt jern- og stål-industrier. Sammenhængen ifølge Bessen (2013), som beskrevet i kapitel 2, at i de tidlige stadier af produkt- eller produktivitetsinnovationer, vil et prisfald øge forbruget markant, men som forbrugernes behov bliver tilfredsstillet, vil efterspørgslen ikke stige lige så meget ved arbejds- og omkostningsbesparende innovationer. Når dette stadie er nået, vil produktivitetsstigninger medfører faldende beskæftigelse i industrien eller sektoren.

Det er derfor væsentligt for at afdække forholdet mellem produktivitet og beskæftigelse, også at se på sammenhængen på mikroniveau. Til det benyttes nu et paneldatasæt, hvor produktivitet og beskæftigelse måles på industriniveau, hvilket netop gør det muligt at undersøge hvordan variation på tværs af industrier og lande, og over tid, spiller ind på hvordan produktivitetsændringer påvirker beskæftigelsen. Til at undersøge dette, benyttes følgende ligning:

$$\Delta logE_{c,t,i} = \beta_0 + \sum_{k=0}^{3} \beta_{1-k} \Delta logLP_{c,t,i} [+\alpha_c + \gamma_t + \delta_i] + \epsilon_{c,t,i} \tag{4.2}$$

$\Delta logE_{i,c,t}$ er log ændringen i beskæftigelse i industri i i land c i år t, og $\Delta logLP_{i,c,t}$ er den samtidige log ændring i arbejdskraftsproduktivitet. Ligningen er en simpel udvidelse af den i forrige afsnit, hvor industri dimensionen i altså er tilføjet variablene. Her er α_c en dummy-variable for lande, γ_t er en dummy-variable for tid og δ_i er en dummy-variable for industrier. Modellen samler således variation på tværs af industrier, lande og over tid, for at estimere sammenhængen mellem ændring i produktivitet og ændring i beskæftigelse. Log-log specifikationerne betyder at β-estimater svarer til elasticiteter. Landene her har som i de sidste modeller heller ikke fået en vægtning. Industrierne vægtes i modellen på baggrund af deres beskæftigelsesstørrelse som andel af den samlede beskæftigelse i det pågældende land c. Her findes der for hver industri, i, i hvert land, c, et gennemsnit over alle årene. De tre led, $\delta_i + \gamma_t + \alpha_c$, tilføjes i forskellige kombinationer og bidrager til at tage højde for forskellige kilder til uobserveret heterogenitet. Tidseffekter fjerner fælles tidstendenser, der påvirker produktiviteten og beskæftigelsesvæksten i alle sektorer og lande samtidigt; landeeffekter fjerne fælles tendenser, der påvirker alle industrier i et land; og industrieffekter fjerner sektorspecifikke tendenser, der er almindelige på tværs af lande.

Tabel 4.2 præsenterer resultaterne for modellerne, hvor det først og fremmest fremgår at samtlige modeller har signifikante negative koefficienter for den samtidige effekt. Dette indikerer altså et negativt samtidigt forhold mellem ændring i produktivitet og ændring i beskæftigelse. Det skal bemærkes, at der for modellerne på industriniveau

ikke findes varianter uden lags, som skyldes, at projektet finder, at koefficienterne for de samtidige effekter, samt signifikans, stort set er ens med de tilsvarende koefficienter for de rapporterede modeller med lags. Forskellen på modellerne er således kun bestemt ved tilføjelsen af dummy-variable, eller manglen på samme, for at kontrollere for *fixed effects* relateret til lande, tid eller industrivariation.

	(1)	(2) $[+\ \alpha_c]$	(3) $[+\ \alpha_c + \gamma_t]$	(4) $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$
$\Delta\ logLP_{c,t}$	$-0.269(***)$	$-0.275(***)$	$-0.338(***)$	$-0.320(***)$
	(0.026)	(0.027)	(0.025)	(0.025)
$\Delta\ logLP_{c,t-1}$	$0.062(***)$	$0.056(***)$	0.020	$0.039(**)$
	(0.015)	(0.016)	(0.014)	(0.013)
$\Delta\ logLP_{c,t-2}$	$0.035(***)$	0.029	$0.033(**)$	$0.052(***)$
	(0.010)	(0.010)	(0.010)	(0.010)
$\Delta\ logLP_{c,t-3}$	$0.018(.)$	0.013	0.014	$0.033(**)$
	(0.010)	(0.010)	(0.011)	(0.011)
N	11816	11816	11816	11816
R^2	0.132	0.144	0.263	0.335
$\bar{R}^2$	0.132	0.142	0.26	0.331
SER	0.95	0.945	0.877	0.834
F-test	$450(***)$	$79.2(***)$	$97.7(***)$	$80.1(***)$
	$(df = 4; 11811)$	$(df = 25; 11790)$	$(df = 43; 11772)$	$(df = 74; 11741)$

Tabel 4.2: Resultater for regressionsmodeller på industriniveau

Alle modeller er estimeret med *first difference*-metoden i perioden fra 1999 til 2017. Her er α_c landespecifikke *fixed effects*, γ_t er tidsspecifikke *fixed effects* og δ_i er industrispecifikke *fixed effects*, hvor 1 indikerer, at de er inkluderet og 0 indikerer, at de ikke er inkluderet i modellen. Der benyttes Newey-West standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet og seriel korrelation. Standardfejl ses her i ( ). Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$ og $(***) = p < 0.001$.

Estimatet på -0,269 for beskæftigelse-produktivitet elasticiteten i model (1) indikerer, at når produktiviteten stiger med 1 pct., så falder beskæftigelsen med 0,269 pct. i det første år. Tilføjelsen af forskellige dummyvariable til modellen ændrer ikke på tendensen, men forstærker effekten en smule, som det også fremgik af tabel 4.1 i forrige afsnit. Model (4) der kontrollerer for *fixed effects* på alle tre dimensioner, viser at når arbejdskraftsproduktivitet stiger med 1 pct., falder beskæftigelsen med 0,32 pct.

Til gengæld er samtlige lags i modellerne positive, omend ikke alle er signifikante. Det fremgår at den største positive effekt på beskæftigelsen sker efter først år, og falder derefter gradvist. Det er forskelligt i modellerne hvilke lags der har en signifikant effekt, men ses der på model (4), har samtlige lags faktisk en signifikant positiv effekt. Samlet summerer model (1) uden nogen *fixed effects* til -0,154, hvilket betyder, at over en periode på fire år vil den samlede effekt på beskæftigelse være -0,154 pct. For model (2) er den samlede effekt på -0,176 pct., når der inkluderes lande *fixed effects*, og for model (3) er

effekten på -0,271 pct., når der både inkluderes lande *fixed effects* samt *fixed effects* for tid. For model (4) er den samlede effekt på -0,196 pct., når der også inkluderes industri *fixed effects*.

Overordnet er der ikke stor forskel på den samlede beskæftigelseseffekt på tværs af modellerne, og resultaterne for modellerne på industriniveau viser altså et klart inverst forhold mellem ændring i produktivitet og ændring i beskæftigelse. Altså findes den modsatte effekt på beskæftigelsen sammenlignet med forrige afsnit, som viste et positivt forhold mellem prododuktivitetes- og beskæftigelsesvækst. Resultaterne indikerer således præcis hvad Baumol-hypotesen siger, nemlig at industrier som oplever teknologisk fremgang, her målt som vækst i arbejdskraftsprodukviteten, også med tiden vil opleve et fald i beskæftigelsen, når vækst i efterspørgslen flader ud.

Sammenlignes resultaterne i tabel 4.1 med resultaterne i tabel 4.2, fremgår de samlede effekter for modellerne på industriniveau mindre negative end de andre er positive. Sagt tydeligere, kan det med baggrund i makro- og mikromodellerne muligvis formodes at nettoeffekterne på beskæftigelsen er positive. Dette undersøges derfor i det følgende afsnit.

4.6 Sammensætning af mikro- og makroniveauer

I forrige afsnit blev der fundet et klart inverst forhold mellem ændring i produktivitet og ændring i beskæftigelsen på industriniveau, mens afsnittet før det viste en positiv sammenhæng på landeniveau. Dette kunne indikere, at der er positive *spillover*-effekter i økonomien, som muligvis er større end de direkte negative effekter mellem de to. De indirekte effekter kan muligvis forklares gennem eksempelvis indkomsteffekter.

For at undersøge betydningen af disse *spillover*-effekter opstilles der derfor følgende model, som netop undersøger både de direkte og indirekte effekter:

$$\Delta logE_{c,t,i} = \beta_0 + \sum_{k=0}^{3} \beta_{1+k} \Delta logLP_{c,t,i} + \sum_{k=0}^{3} \beta_{2+k} \Delta log\tilde{LP}_{c,t-k,j\neq i} [+\delta_t + \alpha_c + \gamma_i] + \epsilon_{c,t,i} \quad (4.3)$$

$\Delta logE_{c,t,i}$ er log-ændringen i beskæftigelse i industri i i land c i år t, og $\Delta logLP_{c,t,i}$ er den samtidige log ændring i arbejdskraftsproduktivitet i industri i i land c i år t. Dette er altså egen-industri arbejdskraftsproduktivitet som i ligning 4.2. $\Delta logLP_{c,\tilde{t-k,j\neq i}}$ er den gennemsnitlige log-ændring i arbejdskraftproduktivitet i andre industrier i land c og år y. β_{1+k} måler effekten af beskæftigelse-produktivitet elasticiteten i egen-industri i, hvor β_{2+k} de indirekte effekter udenfor egen-industri i på beskæftigelsen i industri i. Her benyttes både for $\Delta logE_{c,t,i}$ og for $\Delta logLP_{c,\tilde{t-k,j\neq i}}$ k lags, for ikke bare at fange de samtidige effekter, men også fange effekterne k lags efter på ændring i beskæftigelse. Landene her har som i de sidste modeller heller ikke fået en vægtning. Industrierne vægtes i modellen på baggrund af deres beskæftigelsesstørrelse som andel af den samlede beskæftigelse i det pågældende land. Her findes der for hver industri i hvert land et gennemsnit over alle årene. Her er α_c en dummy-variable for lande, γ_t er en dummy-variable for tid og δ_i er en

dummy-variable for industrier. De tre led, $\delta_i + \gamma_t + \alpha_c$, tilføjes i forskellige kombinationer og bidrager til at tage højde for forskellige kilder til uobserveret heterogenitet.

I tabel 4.3 ses resultaterne for modellerne. Det fremgår, at de direkte effekter, altså egen-industri effekterne, overordnet stemmer overens med resultaterne i forrige afsnit. Således er elasticiteterne for den samtidige effekt for ændring i produktivitet i alle modeller negative, ved et signifikansniveau på 0,001. Desduen er alle lags for $t-1$, $t-2$ og $t-3$ positive, omend ikke alle er signifikante. Den samlede effekt på beskæftigelsen som følge af egen-industri produktivitetsvækst spænder mellem -0,292, model (3), og -0,219, model (4). Overordnet er der altså et inverst forhold mellem ændring i produktivitet i industri i og ændring i beskæftigelse i industri i. Det er dog en tendens til at de samlede negative egen-industri effekter er en del større end i forrige afsnit.

De indirekte effekter er, som det måske kunne forventes, positive og stortset alle koefficienter er signifikante, både for samtidige og laggede effekter, på tværs af modellerne. Det tyder altså på at produktivitetsvæksten udenfor industrien har en stor forklaringsgrad på beskæftigelsesvæksten indenfor industrien. Den samlede effekt på beskæftigelsen som følge af *spillovers* fra produktivitetsvæksten i andre industrier spænder mellem 0,453, model (4), og 0,866, model (2).

Samlet er *spillover* effekterne altså mere dominerende end de direkte effekter. Det vil altså sige, at når produktiviteten stiger i industri i, vil det betyde, at beskæftigelsen i industri i falder, men der vil så være nogle positive *spillover* effekter fra resten af arbejdsmarkedet, der betyder at beskæftigelsen i industri i overordnet vil stige. Interessant er det også, at den største effekt for den direkte effekt er for $t = 0$. Modsat ses der store positive effekter for $t = 0$ og $t - 1$ for *spillover* effekterne, hvor effekterne af en ændring i produktivitet tager tid, før den implementeres i resten af arbejdsmarkedet. Intuitivt giver dette også mening, idet det tager tid før effekterne af en produktivitetsændring kan ses andre steder i økonomien.

4.7 Skaber produktivitetsvækst på tværs af sektorer lige mange jobs?

Et af de underliggende arbejdsspørgsmål i introduktionen af projektet, var spørgsmålet om hvorvidt den teknologiske fremgang, målt ved produktivitetsvækst, i forskellige sektorer har samme betydning for jobskabelsen. I afsnit 4.4 blev det vist at især fremstillingssektoren udviste markante Baumol-effekter, altså både en høj vækst i produktiviteten og et kraftigt fald i andelen af beskæftigelsen. Til gengæld viste andre sektorer, som for eksempel sektoren for højteknologiske services, både markant produktivitetsvækst samt en stigning i beskæftigelsesandelen. Med erfaringerne om *spillovers* fra det forgående afsnit, og hvor stor en betydning de spiller for beskæftigelsesvæksten, er det derfor oplagt at forestille sig at produktivitetsvæskt i visse sektorer kan være mere gavnligt for den den samlede økonomi end andre. I dette afsnit det derfor undersøges om der er heterogenitet i *spillover*-effekterne, og for så vidt dette gør sig gældende, hvilke sektorer der bidrager mest til vækst i beskæftigelsen.

I modellerne i de foregående afsnit er det blevet antaget, at beskæftigelseseffekten af

	(1)	(2) $[+\ \alpha_c]$	(3) $[+\ \alpha_c + \gamma_t]$	(4) $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$
$\Delta\ logLP_{c,t,i}$	$-0.336(***)$	$-0.334(***)$	$-0.347(***)$	$-0.329(***)$
	(0.027)	(0.026)	(0.025)	(0.026)
$\Delta\ logLP_{c,t-1,i}$	0.015	0.016	0.010	$0.028(*)$
	(0.015)	(0.015)	(0.014)	(0.014)
$\Delta\ logLP_{c,t-2,i}$	$0.029(**)$	$0.029(**)$	$0.029(**)$	$0.048(***)$
	(0.011)	(0.011)	(0.010)	0.010()
$\Delta\ logLP_{c,t-3,i}$	0.015	0.017	0.016	$0.025(**)$
	(0.012)	(0.012)	(0.011)	(0.012)
$\Delta log\tilde{LP}_{c,t,j\neq i}$	$0.409(***)$	$0.467(***)$	$0.223(***)$	$0.189(***)$
	(0.037)	(0.042)	(0.053)	(0.054)
$\Delta log\tilde{LP}_{c,t-1,j\neq i}$	$0.245(***)$	$0.307(***)$	$0.240(***)$	$0.207(***)$
	(0.027)	(0.033)	(0.037)	(0.036)
$\Delta log\tilde{LP}_{c,t-2,j\neq i}$	0.016	$0.070(*)$	$0.099(**)$	$0.067(*)$
	(0.026)	(0.028)	(0.033)	(0.031)
$\Delta log\tilde{LP}_{c,t-3,j\neq i}$	-0.039	0.022	0.022	-0.011
	(0.029)	(0.025)	(0.031)	(0.030)
N	11816	11816	11816	11816
R^2	0.21	0.231	0.279	0.347
$\bar{R}^2$	0.209	0.229	0.277	0.343
SER	0.907	0.895	0.867	0.827
F-test	$392(***)$	$122(***)$	$97.1(***)$	$80(***)$
	$(df = 8; 11807)$	$(df = 29; 11786)$	$(df = 47; 11768)$	$(df = 78; 11737)$

Tabel 4.3: Resultater for regressionsmodeller med interne og eksterne effekter
Alle modeller er estimeret med *first difference*-metoden i perioden fra 1999 til 2017. Her er α_c landespecifikke *fixed effects*, γ_t er tidsspecifikke *fixed effects* og δ_i er industrispecifikke *fixed effects*, hvor 1 indikerer, at de er inkluderet og 0 indikerer, at de ikke er inkluderet i modellen. Der benyttes Driscoll-Kraay standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet, seriel korrelation og tidsafhængighed. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$, $(***) = p < 0.001$.

produktivitetsvækst er ens på tværs af sektorer. Altså er de interne effekter mellem produktivitet og beskæftigelse identisk på tværs af sektorer, og desuden er de eksterne *spillovers* effekter, på lignende vis begrænsede. Dette er, som der også konkluderes i Autor et al. (2017), nok ikke helt realistisk. En af grundene til det er, at de eksterne effekter ved produktivitetsstigninger i hvert fald delvist skal afhænge af den økonomiske størrelse af sektoren, så produktivitetsfstigninger i en større sektor vil påvirke den samlede økonomi i højere grad end en mindre sektor. En anden grund, jf. Bessen (2013), er, at de interne elasticiteter, altså forholdet mellem beskæftigelsen og egen-industri produktiviteten, kan variere på tværs af sektorer. Der er sektorer, hvor efterspørgslen er mættet, og derfor vil vækst i beskæftigelsen kun svagt reagere på prisreducerende eller kvalitetsforberende produktivitetsstigninger, mens andre sektorer muligvis vil opleve en kraftig efterspørgselsreaktion på produktivitetsstigninger. Teknologianvendelsen indenfor forskellig sektorer kan desuden have betydning for de interne effekter, idet teknologi både kan være arbejdskrafterstattende eller -komplementerende (Bessen, 2013).

Med dette i betragtning, kan heterogenitet i forholdet mellem beskæftigelse og

produktivitet nu undersøges. For at kunne opstille en model, som kan tage højde for sektor heterogenitet, udvides ligning 4.3 således at de interne og eksterne effekter kan variere på tværs af de fire sektorer, som giver følgende ligning:

$$\Delta logE_{i,c,t} = \beta_0 + \sum_{b(i)=1}^{4} \sum_{k=0}^{3} \beta_{1-k,s(i)} \Delta logLP_{i,c,t} + \sum_{s(i)=1}^{4} \sum_{k=0}^{3} \beta_{2+k,s(i)} \Delta log\tilde{LP}_{c,t-k,j\neq i} [+\delta_t + \alpha_c + \gamma_i] + \epsilon_{i,c,t} \tag{4.4}$$

Her er $\Delta lnE_{i,c,t}$ log-ændringen i beskæftigelse i industri i, i land c og i år y. $\Delta lnLP_{i,c,t}$ viser de interne effekter, og som tidligere, målt ved log-ændring i egen-industri produktiviteten. Der er dog den forskel, at der nu opstilles en variabel for hver sektor s, hvor $b(i) = 1, 2, 3, 4$, hvor disse tager en værdi på nul, hvis industri i ikke tilhører sektoren. Desuden tilføjes $k = 3$ lags for hver af variablene, da projektet generelt har erfaret at beskæftigelseseffekten fra egen-industri produktivitetsvækst sker over en længere periode, og altså ikke kun har en samtidig effekt. $\Delta log\tilde{LP}_{i,c,t}$ viser de eksterne effekter, men i stedet for kun at have én variabel til at fange *spillovers* fra resten af økonomien, er der som ved de interne effekter, en variabel for hver af de fire sektorer. Variablene viser de samlede sektor produktivitetsstigninger, men fratrukket egen-industri produktiviteten for den relevante sektor. Det vil sige, at $\beta_{2+k,s(i)}$ fanger effekten af produktivitetesvækst i sektor $s(i)$ på alle industrier, men at væksten i produktivitet i industri i fratrækkes den sektor den tilhører. En anden måde, man kunne opstille de eksterne effekter, kunne være at sætte egen-sektor produktivitetsvæksten lig nul, så man kunne fange præcist, hvor meget sektorerne påvirker den resterende økonomi. Dette ville til gengæld også betyde at en stor del af beskæftigelseseffekten ved produktivitetsvækst ville gå tabt, da der uden tvivl også er mange *spillovers* fra de andre industrier indenfor en sektor. Landene her er, som i de sidste modeller, ikke vægtede, mens industrierne vægtes i modellen på baggrund af industriernes størrelse, målt som andel af den samlede beskæftigelse i det pågældende land. Her findes der for hver industri i hvert land et gennemsnit over alle årene. Her er α_c en dummy-variable for lande, γ_t er en dummy-variable for tid og δ_i er en dummy-variable for industrier. De tre led, $\delta_i + \gamma_t + \alpha_c$, tilføjes i forskellige kombinationer og bidrager til at tage højde for forskellige kilder til uobserveret heterogenitet. Tidseffekter fjerner fælles tidstendenser, der påvirker produktiviteten og beskæftigelsesvæksten i alle industrier og lande samtidigt; landeeffekter fjerne fælles tendenser, der påvirker alle industrier i et land; og industrieffekter fjerner industrispecifikke tendenser, der er almindelige på tværs af lande.

Tabel 4.4 præsenter modelresultaterne. Overordnet finder projekt overbevisende tegn på heterogenitet både i de interne effekter og de eksterne effekter af produktivitetsvæksten på beskæftigelsen. Hvis der først tages udgangspunkt i de samtidige interne egen-industri koefficienter, fremgår det at primære erhverv og Fremstilllingssektoren har en elasticitet på omkring 0,25, mens højteknologiske services og lavteknologiske services har en elasticitet på omkring 0,4. Det betyder at samme stigninger i produktiviteten vil mindske beskæftigelsen mindre i primære erhverv og fremstillingssektoren. Ser man på tværs af samtidige og laggede effekter er billedet lidt anderledes. Indenfor primære erhverv

betyder en produktivitetsvækst på 1 pct. en samlet egen-industri beskæftigelseseffekt på mellem 0,034 pct. og 0,172 pct., for fremstilingssektoren er effekten mellem -0,168 pct. og -0,314 pct., for højteknologiske services -0,249 pct. og -0,295 pct, og for lavteknologiske services er den samlede effekt på mellem -0,349 og -0,384 pct. Det er svært at drage en klar konklusion når effekterne spænder så bredt mellem modellerne, men alligevel fremgår en vis heterogenitet i de interne effekter mellem sektorerne, og den er særligt tydelig hvis man sammenligner primære erhverv og den lavteknologiske services. Hvis man i stedet vender blikket mod de eksterne effekter, fremgår der også en vis uensartethed på tværs af sektorerne. Først og fremmest bemærkes det at der ikke findes nogen mærkbar samtidig *spillover*-effekt for primære erhverv, hvilket også gør sig gældende for de laggede effekter i model (1) og model (2). De samlede *spillover*-effekter fra produktivitetsvækst i primære erhverv spænder mellem 0,046 og 0,163 på tværs af modellerne, og betyder at en produktivitetsvækst i primære erhverv muligvis vil give en vis positiv beskæftigelsesvækst i andre industrier. Generelt ses der for de resterende sektorer en markant positiv beskæftigelseseffekt fra *spillovers*, hvor særligt lavteknologiske services bidrager til jobskabelsen. Undtagelsen til dette er fremstillingssektoren i model (3) og (4), som skiller sig ud ved at have en samlet negativ beskæftigelseseffekt på henholdsvis -0,138 og -0,166. Dette går imod alle de hidtidige erfaringer omkring *spillover*-effekter, og det er teoretisk en smule svært at forklare hvorfor det skulle forholde sig således at produktivitetsvækst indenfor fremstillingssektoren skulle påvirke resten af økonomien negativt. Svaret skal muligvis findes i at variablene for de eksterne effekter, som beskrevet tidligere, er opstillet således at industrierne foruden at blive påvirket af 'fremmede' sektorer, ligeledes bliver påvirket af de andre industrier indenfor dens egen sektor. Derfor er det muligt at eksempelvis *spillover*-effekterne indenfor sektoren dominerer *spillover*-effekterne udenfor sektoren. Det bemærkes dog at der kun for andet lag i de to modeller findes signifikante koefficienter. I model (1) og model (2) er beskæftigelseseffekten på andre industrier ved en produktivitetsvækst på 1 pct. i fremstillingssektoren i begge tilfælde på 0,11 pct. For højteknologiske services kan der for model (1), model (2) og model (3) estimeres en *spillover*-effekt på mellem 0,165 og 0,215, hvilket betyder at en stigning i produktiviteten på 1 pct. i denne sektor medfører en beskæftigelsesvækst på 0,165 til 0,215 pct. i den resterende økonomi, altså hvor egen-industrien er udeladt. Model (4) skiller sig lidt ud og der kan estimeres en mere beskeden beskæftigelseseffekt på 0,053 pct. Ser man på den lavteknologiske services fremgår en betydeligt større positiv *spillover*-effekt. Således kan der på tværs af samtidige og laggede variable estimeres en beskæftigelseseffekt der spænder fra 0,3 til 0,464 pct. over de fire modeller. Det indikerer altså at de største *spillovers* kan findes i denne sektor og at produktivitetsvækst i lavteknologiske services øger beskæftigelsen i andre industrier med en elasticitet mellem 0,3 og 0,5. At de eksterne effekter i lavteknologiske services er så relativt meget større sammenlignet med de andre sektorer, skyldes muligvis at sektoren, på tværs af landene i projektets paneldata, er markant større end de andre sektorer målt på antal beskæftigede. Årsagen til det, er at produktivitetstigner i sektoren kan medføre en stor positiv effekt på forbrugernes købekraft.

	(1)	(2) $[+\alpha_c]$	(3) $[+\ \alpha_c + \gamma_t]$	(4) $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$
Primære erhverv				
$\Delta\ logLP_{i,c,t}$	$-0.227(***)$	$-0.225(***)$	$-0.234(***)$	$-0.199(***)$
	(0.056)	(0.056)	(0.054)	(0.048)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-1}$	0.081(.)	0.082(.)	0.087(.)	0.119(**)
	(0.045)	(0.045)	(0.045)	(0.040)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-2}$	0.105(**)	0.104(**)	0.105(**)	0.138(***)
	(0.035)	(0.036)	(0.036)	(0.033)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-3}$	0.076(*)	0.073(*)	0.079(*)	0.114(***)
	(0.032)	(0.036)	(0.037)	(0.034)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	0.010	0.015	0.019	0.023
	(0.017)	(0.017)	(0.017)	(0.017)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	0.009	0.012	0.044(*)	0.053(**)
	(0.017)	(0.018)	(0.018)	(0.019)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	0.018	0.021	0.038(.)	0.047(*)
	(0.020)	(0.020)	(0.022)	(0.021)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	0.009	0.004	0.024	0.040(.)
	(0.020)	(0.021)	(0.022)	(0.021)
Fremstilling				
$\Delta\ logLP_{i,c,t}$	$-0.283(***)$	$-0.283(***)$	$-0.299(***)$	$-0.262(***)$
	(0.039)	(0.038)	(0.037)	(0.036)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-1}$	0.007	0.006	-0.004	0.034(*)
	(0.016)	(0.015)	(0.015)	(0.014)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-2}$	-0.009	-0.011	-0.010	0.027(.)
	(0.016)	(0.017)	(0.016)	(0.017)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-3}$	-0.003	-0.005	-0.002	0.034(**)
	(0.014)	(0.014)	(0.013)	(0.013)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t,j\neq i}$	0.119(***)	0.115(***)	-0.049	-0.052
	(0.022)	(0.022)	(0.035)	(0.034)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-1,j\neq i}$	0.049(*)	0.054(*)	-0.040	-0.048(.)
	(0.020)	(0.023)	(0.029)	(0.028)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-2,j\neq i}$	$-0.060(***)$	$-0.059(**)$	$-0.069(**)$	$-0.074(***)$
	(0.018)	(0.020)	(0.022)	(0.022)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	0.002	-0.003	0.020	0.009
	(0.015)	(0.015)	(0.019)	(0.018)
Højteknologiske services				
$\Delta\ logLP_{i,c,t}$	$-0.383(***)$	$-0.384(***)$	$-0.408(***)$	$-0.413(***)$
	(0.026)	(0.026)	(0.025)	(0.024)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-1}$	0.030	0.028	0.020	0.017
	(0.023)	(0.023)	(0.024)	(0.024)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-2}$	0.069(**)	0.070(**)	0.065(**)	0.061(**)
	(0.023)	(0.023)	(0.022)	(0.021)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-3}$	0.034	0.038	0.045(.)	0.040(.)
	(0.023)	(0.024)	(0.025)	(0.024)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t,j\neq i}$	0.142(***)	0.143(***)	0.096(***)	0.064(**)
	(0.024)	(0.024)	(0.022)	(0.020)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-1,j\neq i}$	0.090(***)	0.093(***)	0.075(***)	0.042(*)
	(0.021)	(0.022)	(0.021)	(0.021)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-2,j\neq i}$	-0.009	0.004	0.008	-0.029(.)
	(0.020)	(0.020)	(0.018)	(0.016)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	$-0.058(**)$	-0.024	0.008	-0.025
	(0.022)	(0.022)	(0.019)	(0.017)
Lavteknologiske services				
$\Delta\ logLP_{i,c,t}$	$-0.413(***)$	$-0.407(***)$	$-0.416(***)$	$-0.419(***)$
	(0.044)	(0.041)	(0.041)	(0.042)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-1}$	-0.001	0.003	-0.007	-0.007
	(0.031)	(0.031)	(0.029)	(0.030)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-2}$	0.046(**)	0.048(***)	0.041(**)	0.041(**)
	(0.014)	(0.014)	(0.029)	(0.013)
$\Delta\ logLP_{i,c,t-3}$	0.002	0.007	0.001	0.000
	(0.017)	(0.017)	(0.016)	(0.016)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t,j\neq i}$	0.136(***)	0.193(***)	0.134(**)	0.132(**)
	(0.041)	(0.043)	(0.045)	(0.045)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-1,j\neq i}$	0.139(***)	0.176(***)	0.148(***)	0.155(***)
	(0.030)	(0.032)	(0.031)	(0.031)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-2,j\neq i}$	0.070(*)	0.097(**)	0.070(*)	0.075(*)
	(0.031)	(0.034)	(0.034)	(0.033)
$\Delta logL\tilde{P}_{c,t-3,j\neq i}$	-0.044	-0.002	-0.043	-0.038
	(0.030)	(0.029)	(0.027)	(0.024)
N	11816	11816	11816	11816
R^2	0.23	0.249	0.305	0.378
$\bar{R}^2$	0.228	0.246	0.301	0.373
SER	0.896	0.886	0.853	0.808
F-test	$110(***)$ $(df = 110; 11783)$	$73.6(***)$ $(df = 53; 11762)$	$72.5(***)$ $(df = 71; 11744)$	$69.9(***)$ $(df = 102; 11713)$

Tabel 4.4: Resultater for regressionsmodeller med sektorspecifikke interne og eksterne effekter

Alle modeller er estimeret med *first difference*-metoden i perioden fra 1999 til 2017 for udvalgte industrier og lande. Der benyttes Driscoll-Kraay standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet, seriel korrelation og tidsafhængighed. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$ og $(***) = p < 0.001$

For kort at opsummere finder projektet altså overordnet en betydelig heterogenitet i både elasticiteterne for egen-industri beskæftigelseseffekter, samt elasticiteterne for beskæftigelseseffekterne på tværs af sektorer. Resultaterne indikerer også både tilstedeværelse af Baumol-effekter, hvor produktivitetsstigninger reducerer beskæftigelsen internt, samt tegn på eksterne efterspørgselseffekter, herunder indkomsteffekter, hvor stigende sektorproduktivitet øger beskæftigelsen andre steder i økonomien.

Disse statistiske forhold kan fremstilles grafisk for klarere at kunne forstå hvad de indebærer for nettoeffekten af produktivitetsvækst på beskæftigelsen. Som beskrevet i Autor et al. (2017), afhænger nettoeffekterne ikke kun af de estimerede elasticiteter, men også af de forskellige produktivitetsvækst-kurver på tværs af industrier og af deres relative beskæftigelsesstørrelser. Da dette projekt har et fokus på Danmark og det er testet ved en *split sample*, at modelresultater for Danmark ikke adskiller sig markant fra resultaterne opnået på tværs af landene, ønsker projektet at undersøge betydningen på nettoeffekten specifikt for Danmark. Disse beskrevne forhold er udtrykt i følgende ligning:

$$\begin{aligned}\Delta\hat{E}_{i,t} = \{E_{i,t=2009} * 1(i \in b) * \sum_{k=0}^{3} \hat{\beta}_{1-k,b(i)} * \Delta logLP_{it}\} + \\ \{E_{i,t=2009} * \sum_{b(i)=1}^{4} \sum_{k=0}^{3} \hat{\beta}_{2-k,b(i)} * \Delta log\tilde{LP}_{t-k,j\neq i}\}\end{aligned} \tag{4.5}$$

hvor $\Delta\hat{E}_{ict}$ er den prædikterede beskæftigelsesændring i industri i i år y fra produktivitetsvækst i industri i samt alle andre industrier $j \neq i$. Det første led repræsenterer interne, direkte effekter fra industrien og det andet led repræsenterer *spillover*-effekter. Effekterne bliver målt fra 1999 til 2017, og basisår vælges at være midt perioden, så basisår er her 2009. Dette har betydning for, at der fx ikke er sket en naturlig vækst i beskæftigelsen, som der gør, når befolkningen stiger. Den procentvise årlige beskæftigelsesændring fra de interne effekter er givet ved summen af produktivitetsvæksten, på tværs af samtidige og laggede effekter, i hver industri ganget med den sektorspecifikke koefficient, som eksponenteres og fratrækkes en for at opnå procentvise ændringer. De årlige procentvise ændringer ganges så på industriens beskæftigelse i basisåret. Den procentvise beskæftigelsesændring som følge af eksterne produktivitetsændringer er givet ved summen af produktivitetsændringer i hver sektor i det samtidige og forrige tre år, industriens egen produktivitetsvækst udeladt, og ganget med de sektorspecifikke koefficienter og deres lags. Disse omdannes ligesom før til procentvise ændringer, og hele udtrykket ganges med beskæftigelsen i basisåret. For at afbilde hvordan sektorerne bidrager til beskæftigelsen i Danmark findes de kumulative beskæftigelsesændringer for både de interne og eksterne effekter for hver sektor og disse divideres med den samlede nationale beskæftigelse i basisåret og ganges med 100 for at finde de procentvise kumulative ændringer.

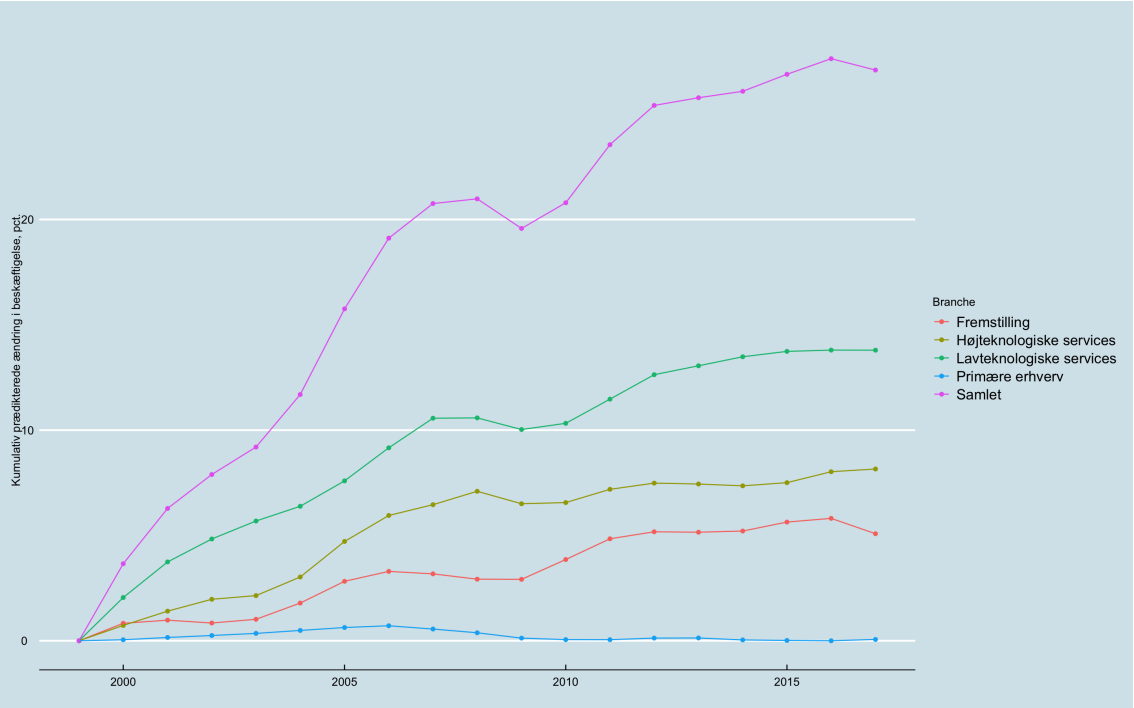
Projektet anvender koefficienter fra model (2), hvilket skyldes at det teoretisk og med baggrund i de tidligere erfaringer omkring *spillovers* findes mest troværdigt ikke at have negative *spillovers* fra fremstillingssektoren. Det er dog vigtigt at bemærke, at valget af model og tilhørende koefficienter har en væsentlig betydning for de følgende figurer.

For bedre at forstå hvordan de interne og eksterne effekter bidrager til beskæftigelsen, se-

pareres de først og analyseres hver for sig, hvorefter der til sidst vises nettoeffekter af produktivitetsvækst på beskæftigelsen. Figur 4.6 viser de interne effekter. Først og fremmest fremgår det af figuren, at den totale effekt af egen-industri produktivitetsvækst, repræsenteret ved den lilla kurve, er beskæftigelsesreducerende. Samlet falder beskæftigelsen som følge af de interne effekter med 4,8 pct. over perioden. Det betyder altså, at selvom efterspørgslen i industrien stiger som reaktion på en egen-industri produktivitetsvækst, er denne interne effekt ikke tilstrækkelig til at kompensere for tabet af beskæftigelse fra en mere effektiv produktion. Det største bidrag til den samlede negative interne effekt kommer fra fremstillingssektoren der falder med 2 pct, tæt efterfulgt af sektorerne højteknologiske services og lavteknologiske services, som henholdsvis falder med 1,5 pct. og 1,2 pct., mens primære erhverv falder med mindre end 0,1 pct. Det kan forekomme overraskende at lavteknologiske services ikke bidrager til en større beskæftigelsesreduktion, taget i betragtning af at der for denne sektor i tabel 4.4 blev fundet de mest negative egen-industri beskæftigelseselasticiteter og samtidig beskæftiger en stor andel af den samlede beskæftigelse, jf. kapitel 3. Årsagen skal sandsynligvis findes i den mere moderate produktivitetsvækst sektoren har oplevet, jf. figur 4.3. Heri skal også findes forklaringen på hvorfor fremstillingssektoren bidrager til den største beskæftigelsesreduktion, på trods af at have mindre negative beskæftigelseselasticiteter. Som figur 4.3 viste oplevede fremstillingssektoren en meget stor stigning i produktiviteten over perioden, hvilket altså forstærker dets bidrag til den samlede effekt. Bidraget fra højteknologiske services stemmer fint overens med hvad man kunne forvente med en beskæftigelseselasticitet på samme niveau som Fremstillingsbrachen og en lavere produktivitetsvækst, omend det er den oplever den anden højeste stigning i produktiviteten. Størrelsen på det kumulative beskfæftigelsebidrag fra primære erhverv er ligeledes meget forventeligt i relation til sektorens størrelse, beskæftigelseselasticitet og produktivitetsvækst. Mest interessant er det, at sektoren er den eneste der i en kort periode oplever et positivt kumulativt bidrag, hvilket altså skyldes den lille positive beskæftigelseselasticitet der blev estimeret i tabel 4.4.

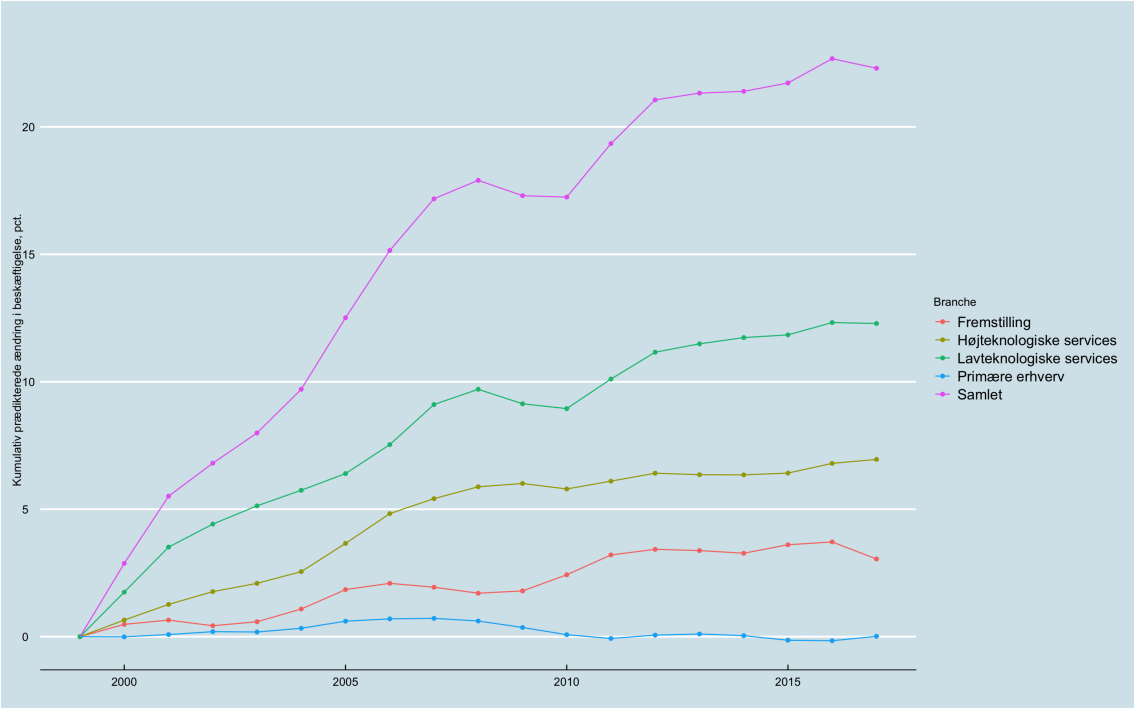
Figur 4.6: Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (interne effekter)

Hvis den danske beskæftigelse kun blev påvirket gennem interne effekter, ville vi nu konkludere, at teknologiske fremskridt faktisk reducerer beskæftigelsen. Men som det er blevet erfaret gennem projektets modeller, bidrager *spillovers*, altså produktivitetsvækst udenfor industrien, til en væsentlig del af den aggregerede beskæftigelse. Figur 4.7 illustrerer bidraget fra de eksterne effekter til beskæftigelsesvæksten. Projektet finder at disse *spillover*-effekter har øget beskæftigelsen med samlet 27,1 pct. i løbet af perioden. Det største positive bidrag kommer fra lavteknologiske services, som samlet bidrager med en beskæftigelsestigning på 17,8 pct, hvilket især skyldes størrelsen på sektoren samt den store eksterne beskæftigelseselasticitet. højteknologiske services og fremstillingssektoren øger beskæftigelsen med henholdsvis 8,2 pct. og 5,1 pct., hvilket især er drevet af deres vækst i produktiviteten. Primære erhverv bidrager med en nær nul kumulativ beskæftigelsesændring, hvilket viser at eksistensen af spillover-effekter ikke nødvendigvis er givet.



Figur 4.7: Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (eksterne effekter)

Summeres effekterne i figur 4.6 og figur 4.7 kan nettoeffekten af produktivitetsvækst på beskæftigelsen findes. Figur 4.8 viser de samlede effekter, som ikke overraskende er positive og i høj grad følger kurverne for de kumulative eksteerne effekter. Produktivitetsvækstens bidrag fra disse fire sektorer understreger den heterogenitet i jobskabelsen der var en formodning om, og illustrerer betydningen af hvor produktivitetsvæksten sker. Den kumulative beskæftigelsesstigning på hele markedsøkonomien over perioden 1999-2017 er 22,3 pct. Heraf er primæsektorens nettoeffekt på beskæftigelsen forsvindende lille, og øger altså kun beskæftigelsen med 0,014 pct. kumulativt, hvilket understreger sektorens meget lille betydning for beskæftigelsen i Danmark. Fremstillingssektoren estimeres til at have ydet et positivt bidrag på ca. 3 pct til den samlede beskæftigelse, hvilket måske er en smule beskedent, men altså blandt andet afspejler dens forholdsvise små elasticiteter for produktivitet og beskæftigelse. De største beskæftigelsesbidrag kommer fra lavteknologiske services og højteknologiske services, men bunder i forskellige årsager. lavteknologiske services øger beskæftigelsen mest med en kumulativ vækst på 12,3 pct., hvilket især afspejler dens relativt store eksterne elasticitet og store relative størrelse som andel af beskæftigelsen, jf. bilag B.3. højteknologiske services øger beskæftigelsen med 7 pct., hvilket er en forholdsvis stor nettoeffekt taget dens størrelse og lavere eksterne elasticitet i betragtning. Forklaringen på højteknologiske services nettobidrag findes især i dens høje produktivitetsvækst, samt en relativ lille intern elasticitet, sammenlignet med eksempelvis den for lavteknologiske services.



Figur 4.8: Effekt af sektorernes produktivitetsvækst på beskæftigelsen (nettoeffekter)

Konklusionen på denne undersøgelse er således at arbejdskraftproduktiviteten har genereret en nettovækst i beskæftigelsen, samt at oprindelsen af produktivitetsvækst ikke er uvæsentlig for hvordan økonomien påvirkes. Generel kan det forventes at produktivitetsvæksten bliver mindre beskæftigelsesforøgende, hvis den udspringer i sektorer, der ikke skaber *spillovers* til resten af økonomien, men samtidig er det også erfaret at sektorer med små eksterne elasticiteter, som fremstillingssektoren, stadig kan give en relativt stor ekstern beskæftigelseseffekt baseret på størrelsesordnen af deres produktivitetsstigninger. Den vigtigste erfaring er dog at teknologiske fremskridt især indenfor den højteknologiske services og lavteknologiske services kan være en meget betydningsfuld kilde til vækst i den samlede beskæftigelse, da disse sektorer skaber de største *spillover*-effekter.

4.8 Beskæftigelsesvækst for hvem?

Analysen viser, at produktivitetsvækst har øget den samlede beskæftigelsesvækst, men derfor betyder det ikke nødvendigvis, at det har haft positive beskæftigelseseffekter for alle arbejdere. Dette kan skyldes, at produktivitetsvæskt fører til en ændring i den relative efterspørgsel efter kompetencer indenfor industrier, som følge af nye produktionsteknikker, hvor arbejdere med kompetencer, i højere eller mindre grad efterspørges. En anden årsag kan være forskelle i produktivitetsvækst på tværs af industrier, som kan føre til relative beskæftigelsesændringer for uddannelsesgrupperne indenfor sektorerne, og også anspore ændringer i den samlede uddannelsesspecifikke arbejdskraftsefterspørgsel. Disse mekanismer kan analyseres hver for sig, og relaterer sig begge til de interne effekter af produktivtetsvækst. De eksterne effekter af produktivitetsvækst i sektorerne, beskrives i litteraturen, blandt andet af Autor et al.

(2017), til ikke at have en væsentlig betydning i praksis for de relative ændringer i den uddannelsesspecifikke arbejdskraftsefterspørgsel. Dens effekt er dog, som erfaret i de forgående afsnit, med al sandsynlighed essentiel for om der sker et fald eller en stigning i beskæftigelsen på tværs af uddannelsesgrupperne

Først undersøges om produktivitetsvæskt fører til en ændring i den relative efterspørgsel efter kompetencer indenfor industrier. Her benyttes en modificeret udgave af ligning 4.2 for de direkte effekter på industriniveau:

$$\Delta E^{q}_{c,t,i} = \beta_0 + \sum_{k=0}^{3} \beta_{1+k} + \beta_1 \Delta logLP_{c,t,i}[+\delta_i + \gamma_t + \alpha_c] + \epsilon_{t,i} \tag{4.6}$$

$\Delta E^{q}_{c,t,i}$ er ændringen i andelen af personer med kompetencer, her lavt, mellem og højt niveau baseret på højeste gennemførte uddannelse. Dette summerer til 100 i industri i i land y og i år y. $\Delta logLP_{i,c,t}$ er log ændringen i arbejdskraftsprodukviteteten. Industrierne vægtes i modellen på baggrund af deres beskæftigelsesstørrelse som andel af den samlede beskæftigelse i det pågældende land. Her findes der for hver industri i i hvert land c et gennemsnit på tværs af årene. Her er α_c en dummy-variable for lande, γ_t er en dummy-variable for tid og δ_i er en dummy-variable for industrier.

I tabel 4.5 præsenteres kun resultaterne for regressioner der inkluderer alle tre typer *fixed effects* for modeller uden og med tre lags. Som beskrevet i kapitel 3 indeholder datasættet med uddannelsesvariable færre tidsperioder, hvorfor inklusionen af lags i modellen fjerner en væsentlig andel af de samlede observationer. Resultater for modeller med forskellige kombinationer af*fixed effects* findes i bilag B.

	Ufaglærte $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$		Mellemlang Uddannelse $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$		Lang Uddannelse $[+\ \alpha_c + \gamma_t + \delta_i]$	
	$k = 0$	$k = 3$	$k = 0$	$k = 3$	$k = 0$	$k = 3$
$\Delta\ logLP_{c,t}$	-0.001	-0.009	$0.020(*)$	$0.021(.)$	$-0.019(**)$	-0.012
	0.006	0.010	0.009	0.013	0.007	0.009
$\Delta\ logLP_{c,t-1}$		-0.009		0.009		0.000
		0.008		0.008		0.008
$\Delta\ logLP_{c,t-2}$		$0.027(**)$		$-0.033(**)$		0.006
		0.010		0.009		0.008
$\Delta\ logLP_{c,t-3}$		0.002		0.003		-0.005
		0.006		0.007		0.006
N	2340	1584	2340	1584	2340	1584
R^2	0.176	0.19	0.113	0.119	0.197	0.236
$\bar{R}^2$	0.158	0.164	0.094	0.091	0.18	0.211
SER	0.343	0.354	0.533	0.556	0.462	0.485
F-test	$9.97(***)$	$7.34(***)$	$5.95(***)$	$4.23(***)$	$11.5(***)$	$9.66(***)$
	$(df = 49; 2290)$	$(df = 49; 1534)$	$(df = 49; 2290)$	$(df = 49; 1534)$	$(df = 49; 2290)$	$(df = 49; 1534)$

Tabel 4.5: Resultater for regressionsmodeller for uddannelsesniveauer
Alle modeller er estimeret med *first difference*-metoden i perioden fra 2009 til 2017 for udvalgte industrier og lande. Der benyttes Driscoll-Kraay standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet, seriel korrelation og tidsafhængighed. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$ og $(***) = p < 0.001$

For ufaglærte findes der kun signifikante resultater for $t - 2$ i modellen hvor $k = 3$, som netop siger, at når produktiviteten stiger med 1 pct., så stiger andelen af ufaglærte med

0,027 pct. For modellen uden lags er der ingen effekt, men for modellen med lags, er der en samlet positiv effekt på 0,011. For personer med en mellemlang uddannelse, er de to modeller meget forskellige. For modellen uden lags viser det en signifikant positiv sammenhæng på 0,020, som netop indikerer, at når produktiviteten stiger med 1 pct., stiger andelen af beskæftigede indenfor uddannelsesgruppen med 0,020 pct. For modellen hvor $k = 3$ er $t - 2$ dog også statistisk signifikant, hvor denne er negativ, her på 0,033. Samlet summeres der til 0,000, altså ændres andelen ikke ved en vækst i produktiviteten. For personer med en lang uddannelse viser modellen uden lags, at ændringen i andelen falder, hvor denne også er statistisk signifikant. Så når produktiviteten stiger med 1 pct., falder andelen af personer med en lang uddannelse med 0,019 pct. Effekterne for modellen med $k = 3$ summerer til -0,011, som indikerer et fald, selvom ingen af koefficienterne er statistisk signifikante. For modellerne med $k = 3$ sker der altså et *spillover* fra personer med en lang uddannelse til fordel for ufaglærte. Dette er dog det stik modsatte af, hvad der tidligere blev vist i figurene tidligere, hvor ufaglærte er faldet og personer med en lang uddannelser er steget i samlet andel. Dog er langt fra alle resultater signifikante, så selvom det er modellernes bedste bud på koefficienter, kan det ikke siges med sikkerhed. Desuden er tallene små og det er over en kort periode, så derfor giver det et bud på, hvordan de interne effekter kan fortolkes her. Her kunne det være, at høje produktiviteter og meget store negative elasticiteter for fx højteknologiske services, hvor personer med en lang uddannelse udgør størstedelen af beskæftigelse, vil betyde, at arbejdskraften fortrænges som følge af interne industrieffekter. Dog skal analysen udvides for at få det fulde billede af udviklingen.

Elasticiteterne er overordnet ganske små, men det betyder ikke, at der ikke har været en større ændring i størrelserne på kompentencegrupperne i løbet af perioden. Tabel 4.4 viste, at der har været en vis stigning i andelen af især de højtuddannede i Danmark, hvorfor resultaterne i tabel 4.5 også viser, at industrier, der oplever en hurtigere produktivitetsvækst, ikke ændrer deres kompetencesammensætning markant anderledes end industrier, hvor produktivitetsvæksten halter efter.

Projektet undersøger derfor også, hvordan produktivitetsvæksten påvirker beskæftigelsessammensætningen, hvis de interne og eksterne effekter kan variere på tværs af de fire sektorer, som diskuteret i afsnit 4.7. Da projektet generelt også finder negative Baumol-effekter i sektorerne, samt forskellige vækstrater i produktiviteten, forventes det at produktivitetsvækst vil have en væsentlig betydning for beskæftigelsessammensætningen af uddannelsesgrupperne. En hypotese fremstillet af Autor et al. (2017) er, at høj produktivitetsvæksten i sektorer med relativt mange lavtuddannede vil mindske den samlede relative efterspørgsel efter lavtuddannede arbejdstagere, mens høj produktivitetsvækst i sektorer med relativt mange højtuddannede vil reducere efterspørgslen efter højtuddannede arbejdstagere i hele økonomien. Denne hypotese bygger på forfatternes teori om at de interne effekter er dominererende i forhold til de ikke neutrale beskæftigelsesændringer for uddannelsesgrupperne. Hypotesen gælder også primært i isolerede tilfælde af produktivtetsvækst, hvorfor de uddannelsesspecifikke beskæftigelsesændringer som følge af produktivtetsvækst på tværs af sektorerne i høj grad afhænger af de relative størrelsesforskelle på de interne elasticiteter.

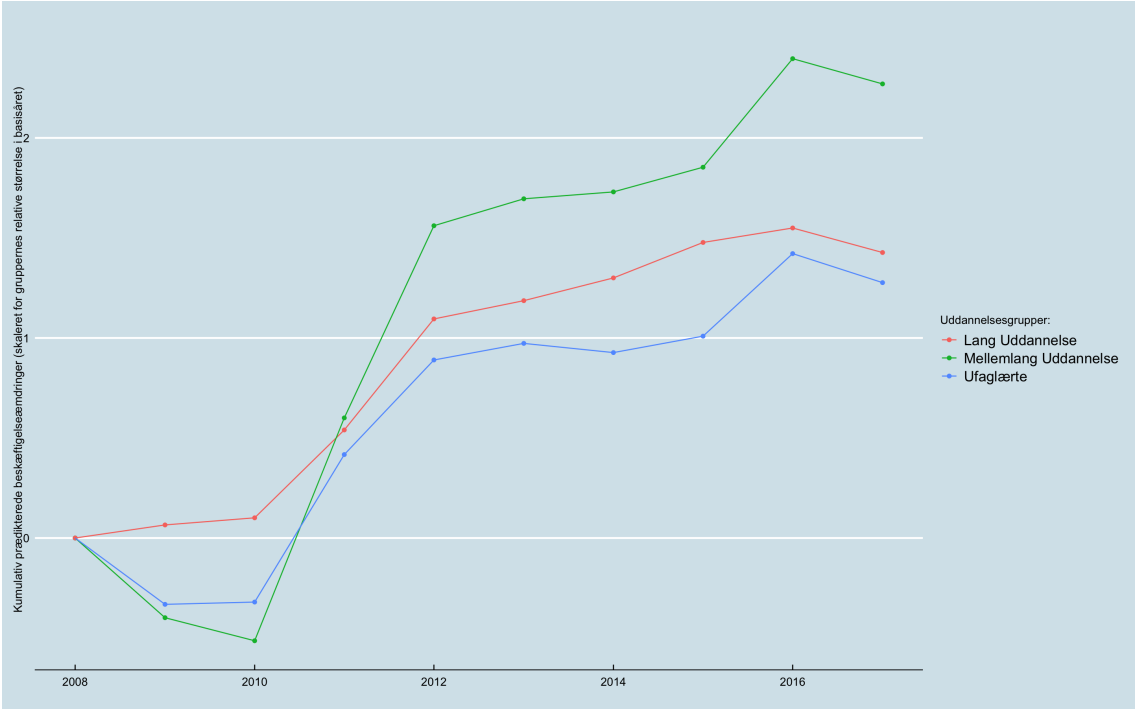
For at undersøge dette tages udgangspunkt i resultaterne i tabel 4.4 og ligning 4.6 modi-

ficeres til i stedet at vise hvordan uddannelsesgrupperne påvirkes af produktivitetsvækst med oprindelse i de fire sektorer. Dette kan vises som:

$$\begin{aligned}\Delta\hat{E}^{q}_{i,t} = \{\{E_{i,t=2009} * q_{i,t} * 1(i \in s) * \sum_{k=0}^{3} \hat{\beta}_{1+k,s(i)} * \Delta logLP_{i,t}\}+ \\ \{E_{i,t=2009} * q_{i,t} * \sum_{s(i)=1}^{4} \sum_{k=0}^{3} \hat{\beta}_{2+k,s(i)} * \Delta log\tilde{LP}_{t-k,j\neq i}\}\} * q_{i,t}\end{aligned} \tag{4.7}$$

hvor $\Delta\hat{E}^{q}_{i,t}$ er den prædikterede beskæftigelsesændring i industri i i år y indenfor hvert uddannelsesniveau q fra produktivitetsvækst i industri i samt alle andre industrier $j \neq i$. Det første led repræsenterer interne, direkte effekter fra industrien og det andet led repræsenterer *spillover*-effekter. Effekterne bliver målt fra 2008 til 2017, og basisår vælges at være den samme som før, her 2009, selvom det ikke er i midten af dette datasæt. Den procentvise årlige beskæftigelsesændring fra de interne effekter er givet ved summen af produktivitetsvæksten, på tværs af samtidige og laggede effekter, i hver industri i ganget med den sektorspecifikke koefficient, som eksponenteres og fratrækkes én for at opnå procentvise ændringer. De årlige procentvise ændringer ganges så på industriens beskæftigelse i basisåret $E_{i,t=2009}$, som så er ganget på andelen af hver uddannelsesgruppe $q_{i,t}$, for netop at få beskæftigelsen indenfor hvert uddannelsesniveau. Den procentvise beskæftigelsesændring, som følge af eksterne produktivitetsændringer, er givet ved summen af produktivitetsændringer i hver sektor, s, i det samtidige og forrige tre år, industriens egen produktivitetsvækst udeladt, og ganget med de sektorspecifikke koefficienter $\hat{\beta}_{2-k,s(i)}$ og deres lags. Disse omdannes ligesom før til procentvise ændringer, og hele udtrykket ganges med beskæftigelsen i basisåret, $E_{i,t}$, og andele indenfor hvert uddannelsesniveau, $q_{i,t}$. For at afbilde, hvordan sektorerne bidrager til beskæftigelsen i Danmark findes de kumulative beskæftigelsesændringer for både de interne og eksterne effekter for hver sektor og disse divideres med den samlede nationale beskæftigelse i basisåret og ganges med 100 for at finde de procentvise kumulative ændringer.

Figur 4.9 viser at væksten i den danske beskæftigelse har været størst for personer med en mellemlang uddannelse, altså her personer med en håndværksmæssig uddannelse eller en gymnasiel uddannelse, hvor beskæftigelsen indenfor denne gruppe er steget 2,3 pct. i perioden fra 2008 til 2017. For ufaglærte er der sket en stigning på 1,3 pct i samme periode, og for højtuddannede personer er den stegt med 1,5 pct. For højtuddannede personer er den steget igennem hele perioden, på nær 2016 til 2017, hvor der er sket et fald. Modsat gør det sig gældende for ufaglærte og personer med en mellemlang uddannelse, som fra 2008 til 2010 oplevede et fald i beskæftigelsen. Dette kunne umiddelbart indikere, at det er personer, som bliver fyret eller afskediget i kriseperioder, men det kommer projektet ikke nærmere ind på. Yderligere er det interessant, at personer som er ufaglærte, stadig oplever en vækst i beskæftigelsen. Dog er den relative vækst mindre positiv end for de andre to grupper, altså er der færre og færre jobs som tilfalder ufaglærte, når beskæftigelsen stiger, omend det er en meget lille forskel.



Figur 4.9: Kumulativ ændring i beskæftigelse for de tre uddannelsesgrupper

Den tidligere beskrevne tese fremstillet af Autor et al. (2017) er til dels udtrykt i figuren. Sektorerne har i høj grad forskellige sammensætninger af uddannelsesgrupper, jf. afsnit 4.3, hvor højteknologiske services har den højeste andel af højtuddannede arbejdere, og at lavteknologiske services har den største andel af ufaglærte arbejdstagere. Disse forskelle på sektorerne kan potentielt fører til store ændringer i den samlede kompetencespecifikke arbejdskraftsefterspørgsel, men dette fremgår dog ikke i figur 4.9, hvilket især skyldes at begge de førnævnte sektorer oplever en forholdsvis stor beskæftigelsesvækst i perioden, jf. figur 4.3. Produktivitetsvæksten for højteknologiske services er dog alligevel relativt større end den for lavteknologiske services, hvilket altså muligvis ville betyde en relativ mindre efterspørgsel efter de højtuddannede sammenlignet med de ufaglærte. Dette forhold påvirkes dog også som nævnt af størrelsen på de interne elasticiteter i de to sektorer, hvor tabel 4.4 viste større negative effekter i lavteknologiske services. Desuden havde fremstillingssektoren relativt flere ufaglærte end højtuddannede i starten af perioden, hvilket ligeledes kan forklare dykket i beskæftigelsen for de ufaglærte i starten af perioden i figur 4.9 eftersom fremstillingssektoren oplevede en meget høj produktivtetsvækst.

Projektet finder altså at produktivtetsvæksten, i den korte testperiode, er mest fordelagtig for arbejdere med en mellemlang uddannelse, men finder ikke tegn på at produktivtetsvæksten ligefrem fører til en overflødiggørelse af visse uddannelsesgrupper. Resultaterne for denne analyse kan forekomme en smule overraskende sammenholdt med resultater af Autor et al. (2017), som finder et markant skifte i den uddannelsesspecifikke efterspørgsel, hvor den store positive efterspørgselsstigning efter højtuddannede betyder en stor ændring i sammensætningen af uddannelsesgrupperne. Projektets resultater skal i høj grad tages i betragtning af, at der benyttes et nyere og kortere datasæt, samt at der tages specifikt udgangspunkt i beskæftigelsesforholdene i Danmark. Konklusionerne er derfor svært sammenlignelige. Først og fremmest skyldes det, at meget af den relative vækst i

andelen af højtuddannede sandsynligvis allerede har fundet sted før år 2008. Danmark har især tidligere haft en meget stor andel af højtuddannede sammenlignet med resten af verdenen. En i forvejen høj andel af højtuddannede vil betyde at væksten indenfor denne uddannelsesgruppe altså proportionalt ikke vokser markant mere end den for eksempelvis de ufaglærte. Sammenlignes der med de gennemsnitlige beskæftigelsesandele på tværs af panelets lande, vist i figur B.4 under Bilag B, fremgår der dog i perioden 2008 til 2017 ikke en markant anderledes sammensætning. Derfor er der ikke nødvendigvis grund til at tro at udviklingen i figur 4.9 er i stor kontrast til resten af de inddragede lande.

KAPITEL 5

Teknologianvendelse, arbejdsindhold og jobsikkerhed

I dette kapitel vil TASK-spørgeskemaundersøgelsen benyttes til at undersøge, hvordan teknologi påvirker indhold af arbejde og jobsikkerhed. Historisk har den teknologiske udvikling og globaliseringen haft en stor indvirkning på det danske arbejdsmarked, og en række teknologier, herunder automatisering og kunstig intelligens, kan også i fremtiden have en enorm betydning. Få studier undersøger ændringer på arbejdsmarkedet som følge af integrationen af kunstig intelligens og maskinlæring, idet mange studierne fokuserer på automatisering. Her er det store spørgsmål, om teknologi er arbejdskraftskomplementerende eller arbejdskraftssubstituerende, og om forskellige teknologier påvirker forskelligt. Hvis ikke de teknologiske fremskridt indenfor kunstig intelligens og maskinlæring erstatter den menneskelige arbejdskraft, men i stedet skaber nye arbejdsopgaver, jf. Acemoglu et al. (2019), må det ændre arbejdsindholdet og måden der arbejdes på. Igen kan der argumenteres for, at dette har været i konstant forandring siden de første computere gjorde deres indtog i de private virksomheder, og som foreslået af førnævnte forfatter, bliver en del af vores fremtidige arbejde uden tvivl at træne og kontrollere de nye maskiner og processer.

Sidste kapitel viste, at sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse er positiv, og at der er positive eksterne effekter, men negative interne effekter i industrierne. Med al sandsynlighed kan der udledes, at nogle arbejdspladser forsvinder, men at andre skabes. Projektet arbejder med en hypotese om, at rutineprægede arbejdsopgaver gradvist forsvinder, som følge af den teknologiske udvikling, som der efterhånden er mange studier, der undersøger, herunder Frey et al. (2013). Derfor kan det både være interessant at undersøge, hvordan sammenhængen mellem teknologi og indhold af arbejde er. Desuden findes det interessant at se, om der forskelle mellem især sektorer og jobfunktioner, både i forhold til anvendelse af teknologi og arbejdsopgaver. Til slut er det interessant at se, om de jobfunktioner og sektorer, som egen resultater og teorien forskriver vil forsvinde, også er de personer, som frygter for deres arbejde.

Kapitlet indledes med at undersøge teknologianvendelse på det danske arbejdsmarked deskriptivt. Dette gøres for at forstå udviklingen og tendenser på det danske arbejdsmar-

ked, også indenfor sektorer og jobfunktioner. Herefter præsenteres modelvalg for kapitlet. Først undersøges indhold af arbejde deskriptivt og herefter opstilles der regressionsmodeller. Her undersøges både nuværende arbejdsindhold samt udvikling indenfor dette siden 2016. Herefter undersøges jobsikkerhed først deskriptivt og herefter i regressionsmodeller. I begge ønskes det at undersøge, hvordan teknologianvendelse påvirker indhold af arbejde og jobsikkerhed, samt hvordan forskellige grupper påvirkes af udviklingen. Hvad der præcist driver udviklingen, og hvorfor respondenter har svaret, som de har, kan ikke udledes fra spørgeskemaundersøgelsen. Kombinationen af en dybdegående deskriptiv statistisk på tværs af grupper og regressionsanalyse kan dog give en idé om, hvordan arbejdsmarkedet udvikler sig.

5.1 Generelt om projektets lineære sandsynlighedsmodeller

Projektet benytter lineære sandsynlighedsmodeller til analysen af de valgte binære afhængige variable. Den lineære sandsynlighedsmodel er en modeltype indenfor de binære afhængigheds-modeller, hvor den afhængige variabel, som navnet antyder, kan tage to værdier. Fordelen ved disse modeller er, at de kan estimeres med OLS, men de har dog også har den væsentlige ulempe, at de antager, at den betingede sandsynlighedsfunktion er lineær. Denne betingelse opfyldes ved at bruge modeller, såsom Probit og Logit, der benytter en ikke-lineær funktion til at modellere den betingede sandsynlighedsfunktion af en binær afhængig variabel. Probit- og Logit-modellerne har dog en række andre ulemper, der blandt andet diskuteres i appendiks A.2. Desuden beskriver appendiks A.2 også teorien bag lineære sandsynlighedsmodeller samt udfører en række modeltest. Her skal det tilføjes, ligesom ved paneldata, at både arbejdet med spørgeskema-data samt lineære sandsynlighedsmodeller er nyt stof for projektets forfattere, da dette ikke har været omfattet i kurser på Aalborg Universitet. Projektet har foretrukket den lineære sandsynlighedsmodel, det den giver mulighed for en direkte fortolkning af regressionskoefficienterne. Desuden burde nævnte lineære og logistiske sandsynlighedsmodeller ofte gode forudsigelser der minder om hinanden.

Projektet har som sagt udført en række test på modellerne, herunder er der blevet testet for misspecificerede forhold og multikollinaritet, og der er desuden opstillet de fem Gauss-Markov antagelser for modellerne. I softwarepakken $survey$, som benyttes i R, gøres standardfejlene robuste og heteroskedasticitet fjernes. Der findes hverken høj multikollinaritet eller misspecifikation i nogle af modellerne. Endogenitet kan være et problem i spørgeskemaundersøgelser, men projektet har ikke fundet nogle gode instrumentvariable. Alt dette beskrives uddybende i Appendix A.2.

5.2 Teknologianvendelse på det danske arbejdsmarked

Teknologianvendelse i form af robotteknologi og avanceret teknologi er omdrejningspunkt for denne del af analysen, og derfor skal det også undersøges deskriptivt. Som beskrevet i introduktionen til projektet, har McKinsey (2017) anslået, at kendt teknologi, både robotteknlogi og kunstig intelligens, kan overtage 40 pct. af danskernes arbejdstimer og OECD (2019) finder, at 10,3 pct. af de danske arbejdspladser er i højrisiko for at forsvinde

som følge af automatiseringen. Desuden finder en rapport fra Dansk Metal, at antallet af industrirobotter stiger stabilt i Danmark, som ellers allerede er i top 10 i verden over de lande med flest industrirobotter pr. 10.000 medarbejdere i fremstillingssektoren (Dansk Metal, 2018). Netop derfor er det også interessant at se, hvordan robotteknologi og andre avancerede teknologier påvirker det danske arbejdsmarked, og især lønmodtagerne.

I kapitel 1 blev det præsenteret, at en forholdsvis stor andel på 31,0 pct. af respondenterne i TASK spørgeskemaundersøgelsen benytter sig af avanceret teknologi, mens det med 17,7 pct. var en lidt mindre andel der benyttede robotter. Denne fordeling skal især tages i betragtning af, at anvendelsen af robotter formodes at være mere branchesnæver, mens rigtig mange virksomheder i dag er afhængige af data i en eller anden form, hvilket bl.a. kan omfatte kunder, konkurrenter, medier og værdikæder, hvorfor den avancerede teknologi forventes at have et stort potentiale til at berøre rigtig mange arbejder på tværs af både jobfunktioner og sektorer. Disse overvejelser er blandt andet det der undersøges i det følgende afsnit.

Før bliver der dykket ned i svarfordelinger indenfor jobfunktioner og sektorer, uddybes de førnævnte tal vedrørende teknoligianvendelsen på tværs af respondenterne i undersøgelsen. Det bemærkes, at der her ikke vil præsenteres figurer for svarfordelingen, som i stedet kan findes i henholdsvis bilag B.6 for respondenternes svar for den nuværende anvendelse af teknologi, og i bilag B.7 for respondenternes svar, når de sammenligner med 2016, begge at finde i Bilag B.

De 17,7 pct. der har svaret, at de benytter robotter mindst en gang om ugen, har i spørgeskemaet, jf. kapitel 3, svaret på spørgsmål vedrørende, om de afleverer input eller modtager output fra en robot, som fra nu af kaldes 'robot (input/output)', og om de startede, overvågede og stoppede en robot til at udføre en bestemt opgave, som nu kaldes 'robot (kontrol)'. Her har 9,1 pct. af respondenterne svaret, at arbejder med en robot (input/output) mindst én gang ugentligt, og 6,5 pct. af respondenterne har svaret, at arbejdede med en robot (kontrol) mindst én gang ugentligt. Mange har muligvis en forestilling om, at alle personer kommer til at være omgivet af robotter i den ene eller anden udstrækning på fremtidens arbejdspladser. Skal man imidlertid tro tallene og tendenserne i denne spørgeskemaundersøgelse, vil dette ikke ligefrem være en særligt nær fremtid. Således svarer kun 5,4 pct. og 4,2 pct. af respondenterne henholdsvis, at de oftere arbejdere med en robot (input/output), eller arbejdere med en robot (kontrol).

Som beskrevet i kapitel 3 har respondenterne indenfor de avancerede teknologier fået spørgsmål vedrørende om de anvender informationer der er indsamlet automatisk af en computer, som fra nu af kaldes 'AI (data)'; modtager ordre eller anvisninger skabt automatisk af en computer, som fra nu af kaldes 'AI (ordre)'; og bruger en computer, som har evnen til automatisk at lære fra erfaring, som fra nu af kaldes 'ML'. Det er altså svarene på disse spørgsmål der ligger bag de 31 pct., der mindst en gang om ugen benytter avanceret teknologi. Her er der 23,4 pct. af respondenterne som svarer, at de enten hver dag eller mindst én gang ugentligt bruger AI (data), mens 23,3 pct. af respondenterne har svaret, at de anvender teknologien oftere end de gjorde i 2016. Der er 13,7 pct. af respondenterne som enten hver dag eller mindst én gang om ugen bruger AI (ordre), og 13,4 pct. der svarer, at de anvender det oftere end de gjorde i 2016. 13,4 pct. har svaret, at de enten hver dag eller mindst én gang om ugen bruger ML, og 13,5 pct. der har svaret,

at de oftere benytter det end de gjorde i 2016. Det er bemærkelsesværdigt, at så stor en andel indefor de forskellige aktiviteter svarer, at de oftere bruger teknologien end 2016.

Brugen af avanceret teknologi er alt i alt dog væsentligt mere udbredt end brugen af robotter på det danske arbejdsmarked og der er også flere der benytter det oftere. Imidlertid er det stadig langt fra alle danskere, som benytter sig af enten avanceret teknologi eller robotter i deres arbejde. Dette skal dog tages i betragtning af, at det er forholdvist nyt med maskiner, der bruger kunstig intelligens og maskinlæring, og at man således sandsynligvis kun har set første bølge af virksomheder med kapacitet til at tage denne type teknologi til sig. Generelt er der dog mange som oftere anvender det, når det tages i betragtning, at det er en treårig periode deres arbejde har ændret sig over.

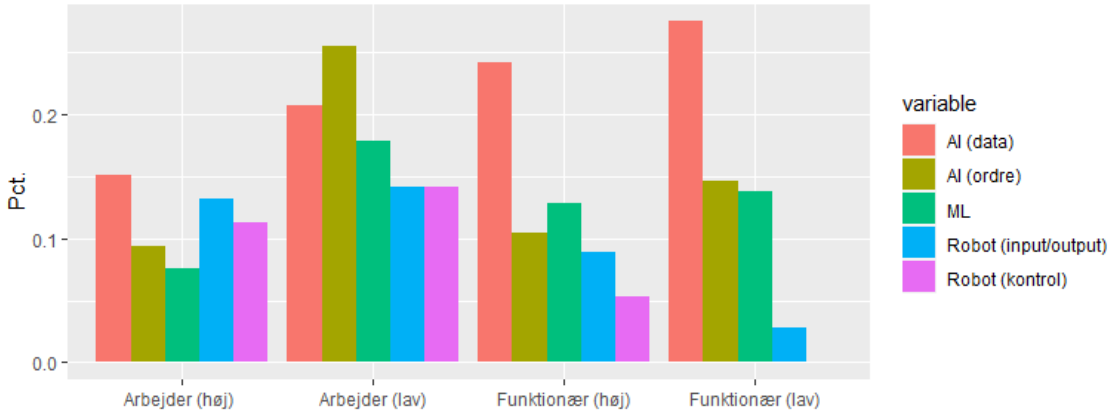
Teknologianvendelsen fordelt på jobfunktioner og sektorer

De overordnede tendenser vil nu undersøges nærmere ved at se på svarfordelingerne opdelt på jobfunktioner og sektorer, da der muligvis kan findes interessante forhold, der ikke fremgår i tallene på tværs af grupper. Den teknologiske udvikling ændrer arbejdsmarkedet og jobsammensætning. Grunden til, at dette undersøges fordelt både på jobfunktioner og sektorer, skyldes, at det findes interessant at undersøge, om der er forskel i anvendelsen af teknologi på tværs på grupper. Her forventes det især, at der er en forskel i anvendelsen af teknologi for jobfunktioner og i mindre grad på tværs af sektorerne.

Projektet undersøger først svarfordelingerne inden for jobfunktionerne. Figur 5.1 viser, hvor stor en andel af respondenterne indenfor de fire jobfunktioner, som har svaret enten 'Hver dag' eller 'En gang om ugen' til de udvalgte spørgsmål omkring anvendelse af teknologi. Her er der 603 respondenter. I figur 5.2 vises svarfordelinger for samme opgaver, men hvor respondenterne bliver bedt om at sammenligne med 2016, og det er kun hvis respondenten har svaret at de oftere anvender den pågældende teknologi-relaterede aktivitet, at de inkluderes. Her er der 554 respondenter.

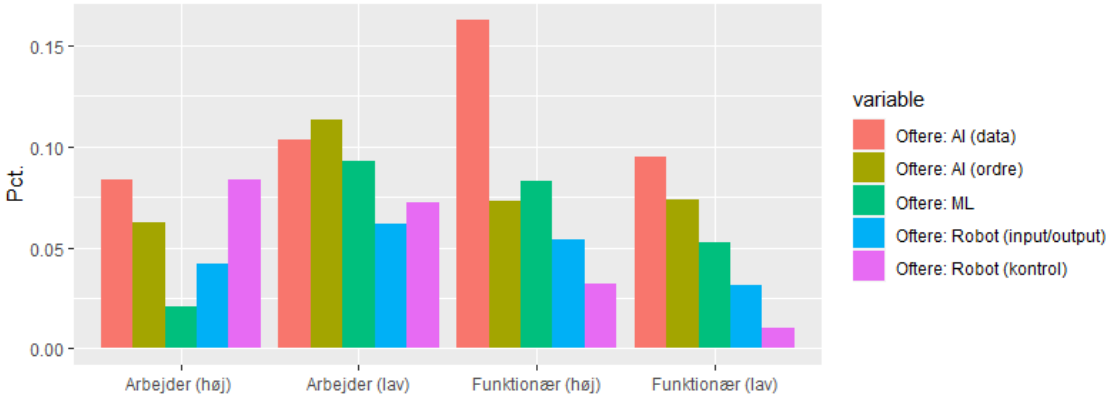
Det fremgår af figur 5.1, at der indenfor de lavtuddannede funktionærer med 28 pct., findes den største andel af personer, som anvender AI (data) mindst en gang om ugen. For højtuddannede funktionærer er denne andel 24 pct., for lavtuddannede arbejdere er det 21 pct., og for højtuddannede arbejdere 15 pct. Dette kunne umiddelbart godt indikere, at det at anvende AI (data) i højere grad er forbeholdt kontorarbejde, idet det betjenes af flere funktionærer sammenlignet med arbejdere. Interessant er det dog, at lavtuddannede funktionærer i højere grad bruger det end højtuddannede funktionærer. Ser man på svarfordelinger for ML fremgår det at, det er de lavtuddannede arbejdere, med 17 pct., er den jobfunktion som mest anvender det. For lavtuddannede og højtuddannede funktionærer er andelen henholdsvis 14 pct. og 13 pct., mens det kun er 7 pct. blandt de højtuddannede arbejdere. 26 pct. af de lavtuddannede arbejdere får ordre fra en maskine. For de resterende grupper er der 14 pct. blandt de lavtuddannede funktionærer, 13 pct. blandt de højtuddannede funktionærer og 8 pct. blandt de højtuddannede arbejdere, som anvender ordre fra en maskine. Hvis man ser på aktiviteter relateret til robotter, er det også de lavtuddannede arbejdere, der har den største andel der udfører disse aktiviteter. Her er der 14 pct af de lavtuddannede arbejdere, der anvender robot (kontrol) og også 14 pct. der anvender robot (input/output). For de resterende grupper er der 11 pct. blandt de højtuddannede arbejdere, 5 pct. blandt de højtuddannede

funktionærer og ingen blandt de højtuddannede arbejdere, som anvender robot (kontrol). Robot (input/output) anvendes af 13 pct. af de højtuddannede arbejdere, 9 pct. af de højtuddannede funktionærer og 3 pct. af de lavtuddannede funktionærer. Dette vidner om, at det ikke kun er højtuddannede funktionærer, som anvender det på arbejdspladserne.



Figur 5.1: Anvendelse af teknologi på tværs af jobfunktioner

Dernæst undersøges hvordan der indenfor jobfunktioner svares, når de bliver bedt om at sammenligne med 2016. Her ses det i figur 5.2, at der især er en stor andel på tværs af funktionerne, der oftere anvender AI (data). Således er der 18 pct. af de højtuddannede funktionærer, 10 pct. af de lavtuddannede arbejdere, 9 pct. af lavtuddannede funktionærer og 8 pct. af de højtuddannede arbejdere, der oftere anvender det. For maskinlæring bruger 8 pct. af både de lavtuddannede arbejdere og de højtuddannede funktionærer det oftere, og for de lavtuddannede funktionærer og højtuddannede arbejdere er det henholdsvis 5 pct. og og 2 pct. der anvender det oftere. Denne fordeling er meget lig den vedrørende AI (ordre), hvor 9 pct. af de lavtuddannede arbejdere, 8 pct. af højtuddannede funktionærer, 5 pct. af lavtuddannede funktionærer og 2 pct. af højtuddannede arbejdere anvender det oftere. For anvendelse af robot (kontrol), er der 8 pct. af de højtuddannede arbejdere, 7 pct. af lavtuddannede arbejdere, 3 pct. af højtuddannede funktionærer og 1 pct. af lavtuddannede funktionærer der gør det oftere. For robot(input/output) er der 9 pct. blandt de lavtuddannede arbejdere, 8 pct. blandt de højtuddannede funktionærer, 6 pct. blandt de højtuddannede arbejdere og 3 pct. af lavtuddannede funktionærer, som oftere anvender det sammenlignet med 2016.



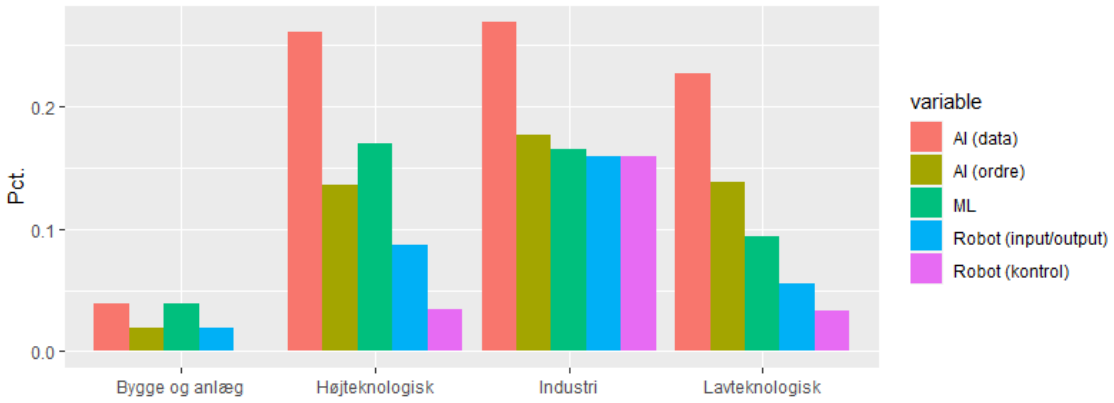
Figur 5.2: Ændring i anvendelse af teknologi på tværs af jobfunktioner, sammenlignet med 2016

Lavtuddannede arbejdere anvender altså i høj grad teknologi, både avanceret teknologi og robotteknologi, sammenlignet med de andre grupper. Kun indenfor AI(data) har de ikke den største andel, hvor det i stedet kunne ligne at dette især er forbeholdt funktionærer. Hvis man sammenligner dette med hvilke grupper, der har oplevet de største ændringer siden 2016, fremgår det også, at de lavtuddannede arbejdere både oftere anvender avanceret teknologi samt robotteknologi. Såfremt teknologi er arbejdskraftsubtituerende, vil det betyde, at teknologiske løsninger vil kunne overtage deres arbejdsopgaver, eksempelvis hvis en pasmaskine i lufthavnen betyde, at medarbejdernes arbejde overflødiggøres. Teknologi kan dog også være arbejdskraftskomplementerende, og overtage rutineprægede arbejdsopgaver, så der i stedet bliver frigivet tid til at løse andre opgaver. Ud fra spørgeskemaundersøgelsen, kan dette ikke besvares. Dette er dog alligevel overraskende, at det er den faggruppe med korteste uddannelsesbaggrund, som i højeste grad benytter teknologierne.

Her er der en forventning om, at kunstig intelligens netop skaber nye jobfunktioner for højtuddannede såsom softwareingeniører, dataloger og dataanalytikere, netop fordig disse professioner kan spille en rolle udvikling af kunstig intelligens-løsninger ved at bruge deres færdigheder indefor kognitive analyse og programmering. Men der er måske i lige så høj grad brug for personer til at træne de teknologiske løsninger, eksempelvis ved at skulle klassificere og give mærkater data for at træne maskinlæringen, som ikke nødvendigvis kræver en lang uddannelse. Derfor kan der netop opstå nye arbejdsopgaver for lønmodtagere, som følge af implementering af kunstig intelligens og robotteknologi Bisen (2019).

Herefter kunne det også være interessant at undersøge teknologianvendelse på tværs af sektorer. Her viser figur 5.3 svarfordelinger til spørgsmålene om, hvor ofte teknologien bruges nu, og figur 5.4 om de oftere anvendes sammenlignet med 2016. Figur 5.3 viser, at der på tværs af sektorerne er meget forskel i anvendelse af teknologi. Især bygge og anlæg skiller sig ud. For anvendelse AI (data) er den højest indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, hvor 27 pct. anvender det mindst én gang om ugen. Herefter følger højteknologiske services med 26 pct., lavteknologiske services med 23 pct. og til sidst bygge og anlæg med 4 pct. For ML anvendes det af 17 pct. indenfor højteknologiske

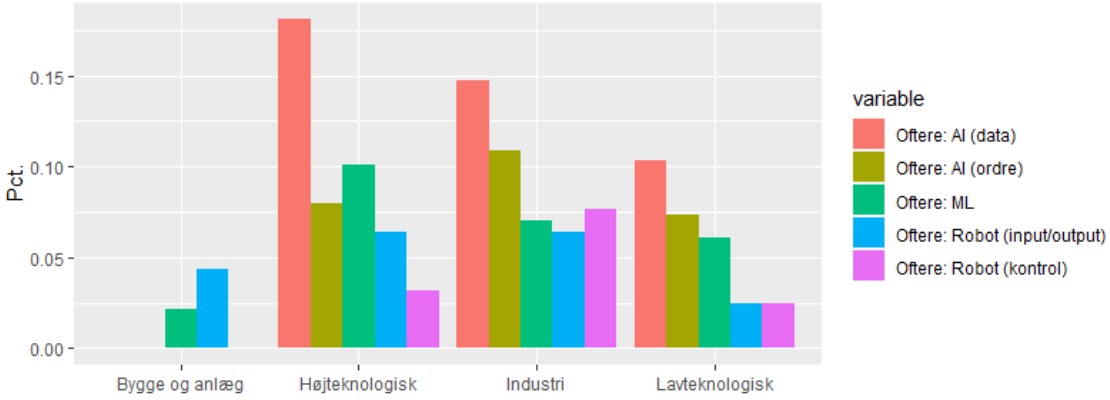
services mindst en gang om ugen, for industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed er det 16 pct., for lavteknologiske services er det 9 pct. og for bygge og anlæg er det 4 pct. For AI (ordre), er der 18 pct. i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, der anvender det mindst en gang om ugen og for både højteknologiske services og lavteknologiske services er det 13 pct. For bygge og anlæg er der 2 pct. der anvender det mindst en gang om ugen. For robot (kontrol), er der 15 pct. indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, der benytter det mindst én gang om ugen, og for personer indenfor højteknologiske services og lavteknologiske services er det 3 pct. der bruger det. For bygge og anlæg er der ikke nogen der bruger det. For robot (input/output) er der også 15 pct. indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed der benytter robotteknologien, hvor det for den højteknologiske services er 8 pct. For den lavteknologiske service sektor er det 5 pct., mens det for bygge og anlæg er 2 pct.



Figur 5.3: Anvendelse af teknologi på tværs af sektorer

Til sidst undersøges der i figur 5.4, hvordan der indenfor sektorerne svares, når de bliver bedt om at sammenligne med 2016. Igen er bygge og anlæg meget anderledes end de resterende grupper, idet den i meget lav grad oftere benytter sig af teknologierne. Her er det højteknologiske services, der i højere grad oftere anvender AI (data), hvor der er 18 pct. der oftere bruger det. For industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed er det 15 pct., for lavteknologiske services er det 10 pct. og for bygge og anlæg er der ikke nogen der oftere bruger det. For ML er der 10 pct. indenfor højteknologisk services der der oftere brugere det, hvor den er 7 pct. for industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, 6 pct. indenfor den lavteknologiske services og 2 pct. indenfor bygge og anlæg. For AI (ordre), er der 12 pct. indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed der oftere bruger teknologien, hvor der indenfor højteknologiske services er 11 pct. der oftere bruger teknologien end i 2016. For lavteknologiske services er det 7 pct., som oftere bruger den, mens ingen indenfor bygge og anlæg oftere bruger teknologien. For robot (input/output), er der 7 pct. indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, samt højteknologiske services, som oftere bruger denne teknologi, mens det er 4 pct. indenfor bygge og anlæg, der oftere bruger det og 2 pct. indenfor lavteknologiske services. For robot (kontrol) er der 8 pct. der oftere bruger den teknologi, mens det for højteknologiske sektor er 3 pct. der oftere bruger teknologien. Indenfor lavteknologiske services er der 2 pct., der oftere bruger den og 0 pct. indenfor bygge

og anlæg.



Figur 5.4: Anvendelse af teknologi på tværs af sektorer, sammenlignet med 2016

Overordnet ses det, at der er meget forskel på sektorerne og deres anvendelse af teknologi. Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed benytter sig oftest af teknologier, herefter kommer højteknologiske services, så kommer lavteknologiske services og til sidst bygge og anlæg. Dette gør sig også gældenden for udviklingen fra 2016, hvor sektorerne fordeler sig på samme måde, som samlet viser, hvilke sektorer i Danmark, som benytter sig at teknologi. Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed er den sektor, der i højeste grad benytter robotteknologi. Tidligere blev det beskrevet, at robotteknologi var branchesnævert, men alle de andre tre sektorer benytter det også i nogen grad.

Selvom sektorerne i de to datasæt ikke er helt ens, kan de alligevel godt tilnærmelsesvis sammenlignes. Indenfor bygge og anlæg, som er en del af det primære erhverv i kapitel 4, er teknologianvendelsen meget lille. Dette kunne godt sammenlignes med den lille kumulative produktivtietsvækst som sektoren i kapitel 4 også har oplevet. Det er ikke alene teknologi som driver produktivitet, men det er en vigtig del. Modsat er industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed den sektor med den største kumulative produktivitetsvækst, jf. kapitel 4, hvilket modsat så heller ikke er overraskende.

5.3 Teknologiens betydning for måden vi arbejder på

Det er især af interesse at undersøge, hvordan teknologi påvirker arbejdsindholdet. Med udgangspunkt i en almen forståelse for teknologiens indflydelse på måden danske lønmodtagere arbejder på, kan det umiddelbart forventes at se en tendens til, at danskerne oftere løser uforudsete problemer på egen hånd og sidder med komplekse opgaver fremfor rutineprægede opgaver. Samtidig forventer projektet, at særligt de rutineprægede arbejdsopgaver forsvinder som konsekvens af den teknologiske udvikling. Først undersøges dette deskriptivt på tværs af grupper, og derefter fordelt på jobfunktioner og sektorer. Her er der blandt andet en forventning om, at der især er forskel på jobfunktioner, hvor lavtuddannede i højeste grad udfører rutineprægede arbejdsopgaver og i mindste omfang udfører komplekse opgaver. Argumentationen her er, at de har den laveste uddannelse, og at deres jobfunktioner i mindste grad kræver færdigheder, som

komplekse opgaver kræver for at løse. Herefter køres der regressionsmodeller på det, for netop at kunne sige, om der er statistisk signifikant korrelation mellem udvalgte variable.

Hvordan vi arbejder

I kapitel 1 blev det beskrevet, at der i højere grad er uforudsete problemer og komplekse opgaver der oftere er en del af respondenternes arbejdsindhold sammenlignet med 2016, mens en væsentig lavere andel oftere løser rutineprægede arbejdsopgaver. Dette følger også den umiddelbare forventning for projektet, hvor teknologiske løsninger netop vil gøre, at rutineprægede arbejdsopgaver i fremtiden kan automatiseres.

Først vil dette afsnit uddybe disse tendenser på tværs af respondenterne, mens svarfordelinger indenfor jobfunktioner og sektorer efterfølgende vil undersøges. Det bemærkes igen her, at der ikke vil præsenteres figurer for førstnævnte svarfordeling, som i stedet kan findes i henholdsvis Bilag B.7 for respondenternes svar for det nuværende arbejdsindhold, og i figur B.8 for respondenternes svar når de sammenligner med 2016, begge at finde i Bilag B.

For spørgsmålet om uforudsete problemer, svarer 85,41 pct. af respondenterne, at de enten 'Altid' eller 'Ofte' oplever at løse uforudsete problemer på egen hånd, mens 14,59 pct. enten 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig' oplever det. Dette viser, at der er en overvægt af personer, som løser uforudsete problemer på egen hånd. Figur 1.2 i indledningen viste at 30,4 pct. af respondenterne, oftere løser uforudsete problemer. Det kan tilføjes at 6,7 pct. beretter at de gør det sjældnere, og at 62,9 pct. beretter, at de gør det i samme grad. Dette vidner om, at der i høj grad bliver løst uforudsete problemer på de danske arbejdspladser, og udviklingen fra 2016 til 2019 vidner også om, at det kan være kompetencer som kræves på fremtidige arbejdspladser. I kapitel 2 blev det nævnt, at Charles Perrow har beskrevet, at en arbejdsopgaves kompleksitet kan vurderes ud fra opgavevariabilit og opgave-analysebarhed, hvor opgavevariabiliteten netop kan kobles op på uforudsete problemer, og det bidrager altså til at gøre en opgave kompleks. For spørgsmålet om komplekse opgaver, svarer 62,9 pct. af respondenterne, at de enten 'Altid' eller 'Ofte' oplever at løse komplekse problemstillinger på arbejdspladsen, hvorimod 17,10 pct. enten 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig' oplever det. Her beretter 26,86 pct. af respondenterne, som vist i figur 1.2, at de oftere løser komplekse opgaver, mens 8,53 pct. beretter, at de sjældnere løser komplekse opgaver og 64,61 pct. beskriver, at de gør det i samme grad som i 2016. Anderledes gør det sig gældende for rutineprægede arbejdsopgaver, hvor 32,33 pct. af respondenterne har svaret, at enten 'Altid' eller 'Ofte' oplever at løse rutineprægede arbejdsopgaver, mens 67,67 pct. af respondenterne har svaret, at de enten 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig' oplever det. Sammenlignes det med 2016, svarer 9,56 pct. af respondenterne, at de oftere løser rutineprægede opgaver, mens 20,77 pct. svarer, at de gør det sjældnere og 69,58 pct. gør det i samme grad som i 2016.

For majoriteten er samtlige forhold dog uændret, hvilket kan skyldes, at respondenterne bliver bedt om at sammenligne en ændring indenfor en tre-årig periode. Der er dog flere der oplever at skulle udføre både uforudsete problemer på egen hånd og komplekse opgaver sammenlignet med rutineprægede opgaver. Samlet kunne dette godt indikere, at der i højere grad er brug for at løse uforudsete og komplekse problemer på arbejdspladsen og i mindre grad rutineprægede arbejdsopgaver. Netop korte, rutineprægede opgaver,

er også arbejdsopgaver, som automatiseringer, med tiden, også kan forvente at kunne overtage, især hvis de kan programmeres, jf. Joan Woodwards teori. Her kan der være to faktorer, der spiller ind. Dette kan enten illustrere, at der stadig er en stor del af vores arbejde der kan automatiseres, eller at nye teknologier og deres effekt på vores arbejdsmåde, også skaber et behov for rutineprægede opgaver og måske nye rutineprægede opgaver, eksempelvis ved at indsamle data og træne intelligente løsninger.

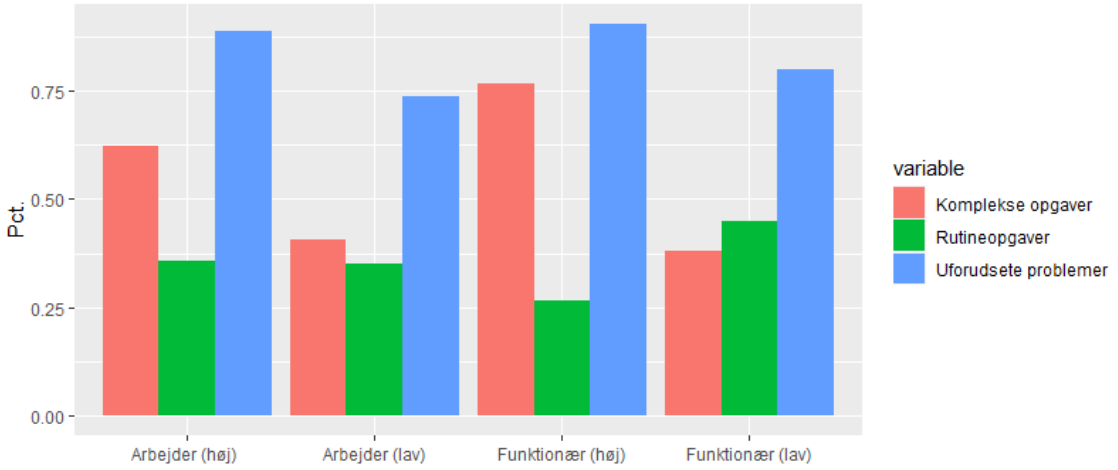
Arbejdsindholdet fordelt på jobfunktioner og sektorer

Ligesom ved de teknologianvende aktiviteter vil de overordnede tendenser nu undersøges nærmere ved at se på svarfordelingerne opdelt på jobfunktioner og sektorer. Dette gøres igen at se om der er forskel mellem grupperne. Her er der en forventning om, at lavtuddannede i de to grupper i højere grad vil løse rutineprægede opgaver, hvorimod højtuddannede i højere grad vil løse uforudsete problemer og komplekse opgaver.

I figur 5.5 fremgår det, hvor stor en andel af respondenterne indenfor de fire jobfunktioner som har svaret enten 'Altid' eller 'Ofte' til de udvalgte spørgsmål omkring arbejdsindholdet. Figur 5.6 viser svarfordelinger for samme opgaver, men hvor respondenterne bliver bedt om at sammenligne med 2016, og det er kun hvis respondenten har svaret, at de oftere gør den pågældende opgave at det inkluderes. Begge undersøger arbejde i 2019. I spørgeskemaundersøgelsen er der også jobfunktioner i 2016, men det fandtes mere interessant at se på jobfunktioner i 2019, også med henhold til om de oftere gør det. Dette er uafhængigt af, om de befinder sig i samme arbejde [1].

Hvis der først tages udgangspunkt i figur 5.5, ses det, at en stor andel indenfor alle grupper af arbejdere støder på uforudsete arbejdsopgaver på arbejdspladsen. For højtuddannede funktionærer er der 90 pct. som løser uforudsete problemer, hvilket er meget lig gruppen for højtuddannede arbejdere, hvor andelen er 89 pct. Blandt de lavtuddannedee funktionærer er det 80 pct. af dem der løser uforudsete problemer enten 'Altid' eller 'Ofte', mens andelen er 74 pct. blandt de lavtuddannede arbejdere. Løsning af komplekse opgaver er ligeledes mest udbredt for gruppen af højtuddannede funktionærer, hvor 76 pct. at de gør det 'Altid' eller 'Ofte'. Denne andel er 62 pct. blandt de højtuddannede arbejdere, 40 pct. blandt de lavtuddanede arbejdere, og 38 pct. blandt lavtuddannede funktionærer. Løsning af uforudsete problemer og komplekse opgaver er, som sagt, med stor sandsynlighed tæt forbundet, og der fremgår altså et vist mønster blandt grupperne i forhold til, hvor det er mest og mindst udbredt. Dog byttes der rundt på, hvilken gruppe, som har den mindste andel af ansatte, der udfører komplekse opgaver sammenlignet med, at færrest løste uforudsete problemer. For rutineprægede opgaver, er det 45 pct. af de lavtuddannede funktionærer der udfører disse opgaver enten 'Altid' eller 'Ofte', mens andelen er 35 pct. for både højtuddannede arbejdere og lavtuddannede arbejdere, og blot 27 pct. for de højuddannede funktionærer.

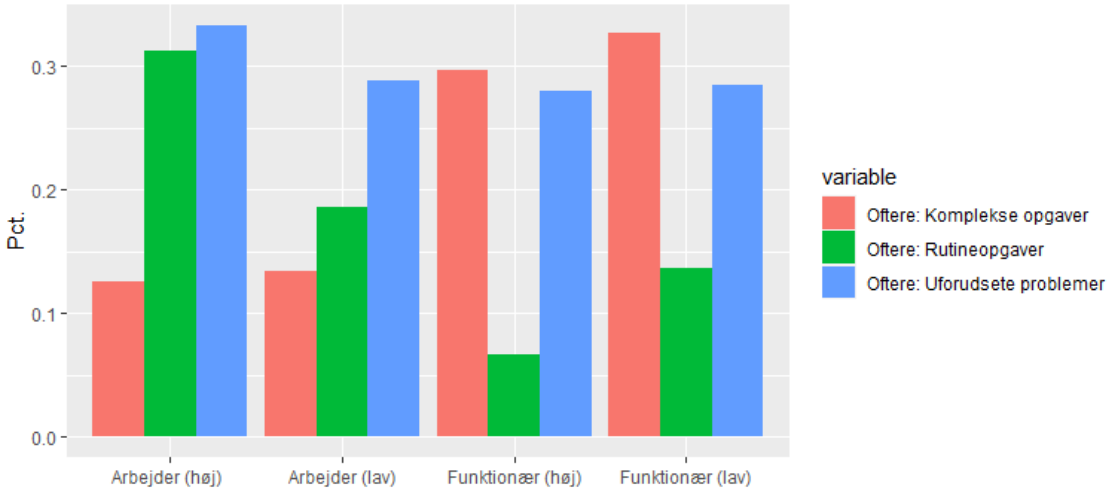
[1] Respondenterne har skulle svare på, om de befinder sig i samme arbejde som i 2016



Figur 5.5: Indhold af arbejde på tværs af jobfunktioner

Hvis fokus flyttes til figur 5.6, kan det undersøges, hvilke grupper, der oplever de største ændringer i de tre typer opgaver. Det fremgår, at højtuddannede arbejdere og lavtuddannede arbejdere i højere grad oftere løser rutineopgaver, hvor henholdsvis 31 pct. og 18 pct. løser det oftere. Dette kan eksempelvis skyldes, at nye arbejdsopgaver kommer til, når teknologi indtræder på arbejdspladsen, eksempelvis opstart eller kontrol af en robot, som arbejdere i højere grad vil opleve end funktionærer vil. 14 pct. af de lavtuddannede funktionærer gør det oftere, mens 7 pct. af de højtuddannede funktionærer gør det oftere. Der er 33 pct. af de lavtuddannede funktionærer, der oftere løser komplekse opgaver, og 30 pct. af de højtuddannede funktionærer. Modsat er der 13 pct. og 12 pct. for henholdsvis de lavtuddannede arbejdere og højtuddannede arbejdere, som oftere løser komplekse opgaver. Disse to svarfordelinger viser især en ændring i indhold af arbejde, hvor arbejdere oftere løser rutineopgaver og funktionærer oftere løser komplekse opgaver. For uforudsete problemer gør alle jobfunktioner det mere, hvor 33 pct. af de højtuddannede arbejdere gør det oftere, og 29 pct. af de lavtuddannede arbejdere, højtuddannede funktionærer og lavtuddannede funktionærer gør det oftere.

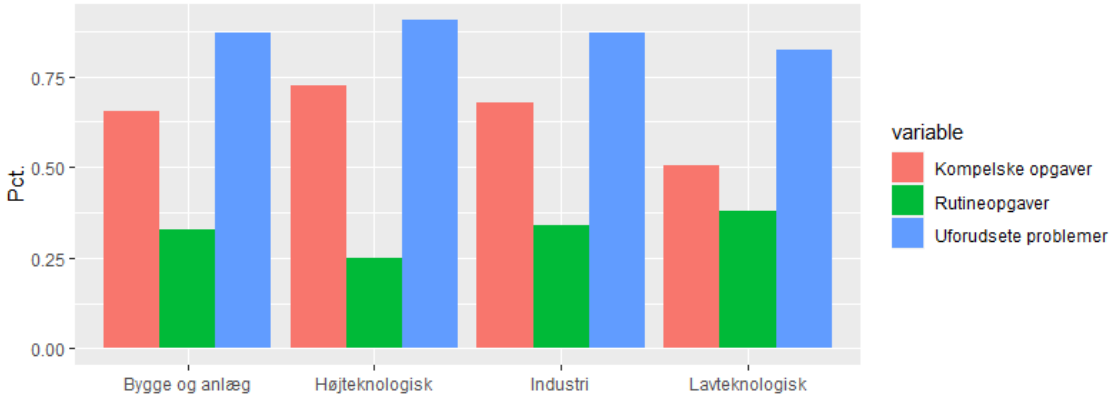
Det er især højtuddannede, som i høj grad i dag løser uforudsete problemer og komplekse opgaver. Dog løser arbejdere, både højtuddannede og lavtuddannede, i højere grad rutineprægede opgaver og i mindre grad komplekse opgaver, sammenlignet med 2016, sammenlignet med højtuddannede og lavtuddannede funktionærer. Dette kan betyde, at højtuddannede og lavtuddannede arbejdere i højere grad overtager nye rutineprægede opgaver. Her ses det især, at flere højtuddannede arbejdere løser rutineprægede arbejdsopgaver sammenlignet med de andre jobfunktioner.



Figur 5.6: Indhold af arbejde på tværs af jobfunktioner, sammenlignet med 2016

Herefter rettes blikket mod sektorerne. Her viser figur 5.7 svarfordelinger til spørgsmålene om hvor meget de tre arbejdsopgaver fylder i dag, mens figur 5.8 viser svarfordelinger for om de oftere anvendes sammenlignet med 2016.

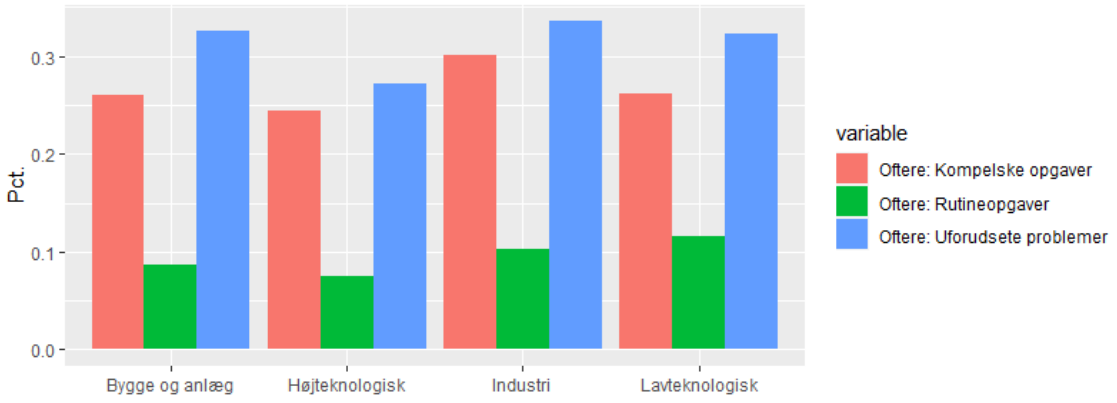
Det fremgår af figur 5.7, at alle sektorer i høj grad oplever uforudsete problemer. Der er 90 pct. af personer i højteknologiske services som enten 'Altid' eller 'Ofte' løser uforudsete problemer, 87 pct. i henholdvis bygge og anlæg og industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, samt 82 pct. i lavteknologiske services. For komplekse opgaver er der 72 pct. i højteknologiske services som enten 'Altid' eller 'Ofte' løser komplekse opgaver, 68 pct. i bygge og anlæg, 65 pct. i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed og 50 pct. i lavteknologiske servicebranhce. For rutineprægede opgaver er der 38 pct. i lavteknologiske services som enten 'Altid' eller 'Ofte' laver rutineprægede arbejdsopgaver, mens det er 34 pct. i bygge og anlæg, 33 pct. i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed og 25 pct. i højteknologiske services. Dette viser, at der i høj grad er forskel på sektorerne, hvor højteknologiske services i højeste grad udfører komplekse opgaver og i mindste grad udfører rutineprægede opgaver, hvor det modsatte gør sig gældende for lavteknologiske services. Her var der en forventning om, at det vil være industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, som i højeste grad vil udføre rutineopgaver.



Figur 5.7: Indhold af arbejde på tværs af sektorer

Figur 5.8 ses det, hvorvidt respondenterne oftere løser arbejdsopgaverne sammenlignet med 2016. Her fremgår det, at 34 pct. i bygge og anlæg oftere løser uforudsete problemer på egen hånd sammenlignet med 2016, mens det er 33 pct. i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, 32 pct. i lavteknologiske services og 27 pct. i højteknologiske services. For komplekse opgaver er der 30 pct. af personer i bygge og anlæg som oftere løser komplekse opgaver, mens det er 26 pct. i henholdsvis industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed og lavteknologiske services. Her ses det, at de sektorer som i mindste grad udfører det i dag, som i højeste grad oftere gør det. For rutineprægede opgaver løser 12 pct. af personer i lavteknologiske services oftere rutineprægede opgaver, hvor det er 10 pct. i bygge og anlæg, 9 pct. i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed og 7 pct. i højteknologiske services.

Alle sektorer udfører i højere grad komplekse opgaver og uforudsete problemer end de løser rutineprægede opgaver, som netop kan være en indikator for, hvordan arbejdsmarkedet er ved at ændre sig. Dette ligner i høj grad, at arbejdsopgaver i fremtiden i højere grad bliver mere komplekse, og at abstrakt tænkning og problemløsning kan være færdigheder fremtidens arbejde kræver.



Figur 5.8: Indhold af arbejde på tværs af sektorer, sammenlignet med 2016

Når sektorer og jobfunktioner sammenlignes, ses det, at de største forskelle er for

jobfunktioner og i mindre grad på sektorplan. Dog fanger sektorer også nogle tendenser, også fordi jobfunktioner indenfor sektorerne ikke er ligelidt fordelt. Her løser de højtuddannede oftest komplekse opgaver og uforudsete problemer, mens lavtuddannede funktionærer oftest løser rutineopgaver. Jf. kapitel 2 er der flere videnskabelige artikler, som beskriver, at arbejdsmarkedet i højere grad automatiser rutineprægede opgaver. Det kan dette indikere, at jobfunktionerne er ved at skifte, måske fordi der bliver frigivet ressourcer til at kunne løse mere komplekse arbejdsopgaver eller også bliver der opretter nye stillinger, der i højere grad kræver disse færdigheder. For arbejdere kunne det dog godt ligne, at der er blevet flere rutineopgaver, måske fordi teknologiske løsninger gør, at der kommer nye rutineopgaver, eksempelvis som at kontrollere robotter og indsamle data og træne kunstig intelligens. For sektorerne er det især lavteknologiske services, som oftest laver rutineprægede arbejdsopgaver og i mindste grad laver komplekse opgaver og uforudsete problemer, hvor det gør sig modsat gældende for højteknologiske services. Her var der en forventning om, at det i højeste grad vil være industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed, som løste rutineopgaver, som dog kommer lige efter lavteknologiske services. Dette kan give et præg om, hvor arbejdsmarkedet bevæger sig hen. Det er dog ikke nok at undersøge det deskriptivt.

Empirisk undersøgelse

Indtil nu er TASK-datasættet udelukkende blevet undersøgt deskriptivt, hvor fokus først har været at undersøge teknologianvendelsen blandt de danske lønmodtagere, og i dette afsnit yderligere hvad der kan uddrages omkring måden vi arbejder på. Dog er projektet også interesseret i at undersøge, hvorvidt der kan findes statistisk signifikante sammenhænge mellem de uafhængige og de afhængige variable. I dette afsnit undersøges således hvordan teknologianvendelse, samt en række andre faktorer, påvirker måden vi arbejder på, givet ved de beskrevne variable for arbejdsopgaver.

Modelvalg

Før projektets resultater analyseres, præsenteres den bagvedliggende lineære sandsynlighedsmodel, der kan opstilles som nedenstående ligning, med varierende binære afhængige variable:

$$\begin{aligned} P(y=1|x) = \beta_0 + \beta_1 \text{AI (data)} + \beta_2 \text{AI (ordre)} + \beta_3 \text{ML} + \\ \beta_4 \text{Robot (Input/output)} + \beta_5 \text{Robot (kontrol)} + \beta_6 \textbf{Sektor} + \beta_7 \textbf{Jobfunktion} + \\ \beta_8 \text{Alder} + \beta_9 \text{Løn} + \beta_{10} \text{Uddannelse} + \beta_{11} \text{Virksomhedsstørrelse} + \epsilon \end{aligned} \tag{5.1}$$

Her er $P(y=1|x)$ de afhængige variable, for rutineprægede opgaver, komplekse opgaver og uforudsete problemer, som begge kan tage værdien 1 og 0. Her tages værdien 1, hvis de enten 'Altid' eller 'Ofte' gør det, og værdien 0 tages, hvis respondenterne enten 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig' gør det. β_0 er skæringen, hvor referencegruppen netop også er den del. Referencegruppen for hver af disse er henholdvis personer tilhørende industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed; lavtuudannede arbejdere; og personer som ikke arbejder med nogle af de fem teknologier. Netop fremstillingssektoren er blevet

valgt, fordi det er den mest interessante sektorgruppe at have som referencegruppe, netop fordi det fra udviklingen i del 1 vises, at dette er de jobs, der i allerhøjeste grad forsvinder.

Her er der blevet inkluderet variable for de fem teknologien: *AI (data)*, *AI (ordre)*, *ML*, *Robot (input/output)* og *Robot (kontrol)*, som alle er binære variable, hvor de tager værdien 1, hvis de bruger den mindst én gang om ugen og værdien 0, hvis de benytter det mindre end én gang om ugen. For de Sektor og Jobfunktion er disse også opstillet binært, hvor de tager værdien 1, hvis de tilhører sektoren eller jobfunktionen, og værdien 0, hvis de ikke tilhører sektoren eller jobfunktionen. Det bemærkes, at Sektor og Jobfunktion begge er markeret med fed, hvilket skyldes at de er opstillede som vektorer bestående af flere dummy-variable. [2]. Her er virksomhedsstørrelse binær, hvor værdien 0 tages, hvis der er $5-49$ medarbejdere og værdien 1 tages, hvis det er $+50$ medarbejdere. Derfor benyttes jobfunktion kun som uafhængig variable. Der er også blevet inkluderet intervalskalerede diskrete variable for Alder, Løn og Uddannelse.

Resultater

Tabel 5.1 viser sammenhængen mellem en række udvalgte variable og tre afhængige variable for indhold af arbejde, her uforudsete problemer, komplekser opgaver og rutineprægede opgaver. Tabel 5.2 viser udviklingen fra 2016 for de samme fem afhængige variable. Her tages værdien 1, hvis respondenterne oftere gør det sammenlignet med 2016, og værdien 0, hvis de gør det i samme grad eller sjældnere. Her kommenteres der overordnet på resultaterne, men kun signifikante resultater fremhæves. Desuden vises også R^2-værdier. Formålet med projektet har været at skulle finde sammenhænge og ikke at opbygge den bedste model eller for den sags skyld *forecaste*. Derfor er R^2-værdier heller ikke af primær interesse. Desuden kan det diskuteres i hvor høj grad R^2-værdier kan fortolkes på baggrund af i en lineær sandsynlighedsmodel.

Skæringen for uforudsete problemer er på 0,621, som er sandsynligheden for referencegruppen. For højtuddannede arbejdere og højtuddannede funktionærer er der henholdsvis 15,6 pct. og 16,0 pct. større sandsynlighed for at skulle løse uforudsete problemer mindst én gang om ugen. Dette indikerer, at det i højere grad er højtuddannede personer, som løser uforudsete problemer. For løn gælder det også, at når lønniveau stiger med én, stiger sandsynligheden for at løse uforudsete problemer med 3,7 pct.

For komplekse opgaver er skæringen på 0,094. Denne er ikke signifikant, men vidner om, at referencegruppen i høj grad ikke løser komplekse problemer. Koefficienterne kan også her vidne om, at højtuddannede i højere grad løser komplekse opgaver, hvor sandsynligheden for højtuddannede funktionærer er 22,1 pct. større. For løn er sandsynligheden også 7,0 pct. større, når lønniveauet stiger med ét. For arbejdet med AI (data) er sandsynligheden 10,5 pct. større, hvis personen arbejder med denne teknologi. Personer der arbejder med denne teknologi, løser altså oftere komplekse opgaver end personer der ikke gør det. Denne teknologi kan måske komplementere i arbejdet med komplekse opgaver, eksempelvis fagfolk, som benytter eksempelvis maskinlæring og *deep*

[2]Her kunne det netop også være interessant at filtrere for de fire forskellige jobfunktioner, for ikke kun at se på, om der er forskel på, hvordan de uafhængige påvirker den afhængige variable baseret på jobfunktion. På grund af for få observationer sammenlignet med antal variable, afgrænser projektet sig dog fra dette

	Uforudsete problemer	Komplekse opgaver	Rutineopgaver
Skæring	0.621(∗ ∗ ∗)	0.094	0.489(∗ ∗ ∗)
	(0.107)	(0.1283)	(0.139)
Bygge og anlæg	0.040	0.013	−0.063
	(0.0686)	(0.105)	(0.093)
Højteknologiske services	0.003	0.023	−0.080
	(0.041)	(0.052)	(0.057)
Lavteknologiske services	−0.028	−0.021	0.006
	(0.0453)	(0.061)	(0.065)
Arbejder (høj)	0.156(∗)	0.148	0.049
	(0.073)	(0.107)	(0.091)
Funktionær (lav)	0.079	−0.022	0.171(∗)
	(0.070)	(0.079)	(0.079)
Funktionær (høj)	0.160(∗∗)	0.221(∗∗)	0.084
	(0.056)	(0.076)	(0.072)
Løn	0.037(∗)	0.070(∗∗)	−0.005
	(0.019)	(0.023)	(0.023)
Alder	0.040	0.033	−0.023
	(0.0265)	(0.033)	(0.034)
Uddannelse	−0.033	0.049	−0.083(.)
	(0.032)	(0.043)	(0.042)
Virksomhedsstørrelse	−0.025	0.021	−0.001
	(0.037)	(0.021)	(0.050)
Robot (input/output)	0.048	−0.061	−0.044
	(0.055)	(0.100)	(0.095)
Robot (kontrol)	−0.027	0.103	0.210(.)
	(0.075)	(0.116)	(0.1196)
AI (data)	0.060	0.105(.)	−0.0124
	(0.058)	(0.055)	(0.059)
AI (ordre)	0.071	−0.021	0.099
	(0.061)	(0.075)	(0.081)
ML	−0.025	−0.007	−0.004
	(0.025)	(0.073)	(0.084)
N	603	603	603
R^2	0.07	0.16	0.05

Tabel 5.1: Resultater for regressionsmodeller for indhold af arbejde
Alle modeller er estimeret med den lineære sandsynlighedsmodel for udvalgte variable. Der benyttes robuste standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor (.) = $p < 0.10$, (∗) = $p < 0.05$, (∗∗) = $p < 0.01$ og (∗ ∗ ∗) = $p < 0.001$

learning til udvikle nye teknologise løsninger og kunstig intelligens. Eller også kan det betyde, at teknologien har overtaget andre arbejdsområder, der frigiver ressourcer til at kunne løse komplekse opgaver.

For rutineopgaver er denne 0,489 for at udføre rutineopgaver, som er relativt høj. For lavtuddannede funktionærer er sandsynligheden 17,1 pct. større for at løse rutineopgaver mindst en gang om ugen. For uddannelse falder sandsynligheden med 8,3 pct., når uddannelsesniveauet stiger med én. For robot (kontrol) er der 21,0 pct. større sandsynlighed for, at personen laver rutineprægede opgaver. Personer, som anvender robot (kontrol) laver i højere grad rutineprægede arbejdsopgaver sammenlignet med personer, der ikke arbejder med denne teknologi. Her kan der være opstået nye rutineprægede arbejdsopgaver, eksempelvis med at kontrollere robotten i sit arbejde efter implementering. Ergo betyder det ikke, at arbejdet fuldt ud kan automatiseres, selvom nogle af arbejdsopgaverne muligvis kan efter implementering af robotteknologien på arbejdspladsen. Og ikke alle rutineopgaver kan endnu programmeres og automatiseres, og derfor afhænger det også af de bestemte rutineprægede opgaver, som personer der anvender robot(kontrol), arbejder med. Såfremt der ikke opstår nye arbejdsopgaver, når gamle rutineopgaver dog forsvinder, vil arbejdet blive overflødiggjort. Her var et tidligere eksempel, at en arbejder, som er mester i at betjene en skovl, men ikke kan betjene en gravko, måske vil opleve, at deres arbejde bliver overflødiggjort. Modsat har det tidligere gjort sig gældende for bankrådgivere, hvor hævemaskiner ikke har overflødiggjort arbejdet, men har skiftet fokus. Det handler i høj grad om, hvorvidt industrien og medarbejderne kan omstille sig.

Skæringen for uforudsete problemer er på 0,774, for at referencegruppen udfører uforudsete problemer oftere end i 2016. For aldersgruppe er der 15,1 pct. mindre sandsynlighed for oftere at udføre uforudsete problemer, når aldersgruppen stiger med én. Dette indikerer, at yngre personer i højere grad oftere løser uforudsete problemer. Såfremt håndtering af uforudsete problemer og problemløsning i fremtidens arbejdsmarkedet bliver vigtige færdigheder at bestride, vidner det om, at yngre personer måske i højere grad besidder færdighederne til at kunne løse disse problemer. Såfremt personen arbejder med AI (ordre) er sandsynligheden 19,0 pct. mindre, hvor sandsynligheden er 15,6 pct. større for personer, som arbejder med ML. Her burde det meste kunstig intelligens ikke endnu kunne løse uforudsete problemer, da de ofte er programmeret efter regler. Derfor er det også interessant, at AI (ordre) netop gør, at der blevet løst færre uforudsete problemer, hvorimod ML gør, at der bliver løst flere.

Skæringen for komplekse opgaver er på 0,600 for referencegruppen. For jobfunktionerne er der 15,0 pct. og 13,0 pct. større sandsynlighed for oftere at udføre komplekse opgaver for henholdsvis lavtuddanede funktionærer og højtuddannede funktionærer. Funktionærer løser altså i højere grad også oftere komplekse opgaver sammenlignet med arbejdere. For alder er koefficienten på -0,109, altså er der 10,9 pct. mindre sandsynlighed for oftere at løse komplekse problemer, når aldersgruppen stiger med én, alt andet lige.

For rutineprægede opgaver er skæringen 0,326 for at referencengruppen oftere løser rutineprægede opgaver. For aldersgrupperne er der 4,3 pct. mindre sandsynlighed for oftere at løse rutineprægede arbejdsopgaver, hvis aldersgruppen stiger med én. For robot (kontrol) er der 17,7 pct. større sandsynlighed for oftere at løse rutineprægede opgaver

	Sammenlignet med 2016, indebærer din nuværende hovedbeskæftigelse oftere:		
	Uforudsete problemer	Komplekse opgaver	Rutineprægede opgaver
Skæring	0.774(∗ ∗ ∗)	0.600(∗ ∗ ∗)	0.326(∗∗)
	(0.142)	(0.139)	(0.119)
Bygge og anlæg	−0.014	−0.131	−0.049
	(0.099)	(0.093)	(0.053)
Højteknologiske services	−0.072	−0.080	0.014
	(0.059)	(0.057)	(0.039)
Lavteknologiske services	−0.0297	−0.0914	0.027
	(0.065)	(0.063)	(0.045)
Arbejder, høj	0.0121	0.142	0.030
	(0.101)	(0.096)	(0.063)
Funktionær, lav	0.039	0.150(.)	0.062
	(0.083)	(0.080)	(0.071)
Funktionær, høj	0.045	0.130(.)	0.013
	(0.077)	(0.072)	(0.063)
Løn	−0.036	0.001	−0.018
	(0.024)	(0.024)	(0.020)
Alder	−0.151(∗ ∗ ∗)	−0.109(∗∗)	−0.043(.)
	(0.036)	(0.035)	(0.027)
Virksomhedsstørrelse	−0.012	−0.080	−0.032
	(0.050)	(0.080)	(0.038)
Uddannelse	−0.0416	−0.0640	−0.0521
	(0.044)	(0.043)	(0.033)
Robot (input/output)	−0.004	0.033	−0.067
	(0.108)	(0.108)	(0.072)
Robot (kontrol)	0.044	0.087	0.177(.)
	(0.125)	(0.121)	(0.094)
AI (data)	0.095	0.069	−0.034
	(0.060)	(0.060)	(0.046)
AI (ordre)	−0.190(∗∗)	−0.095	0.046
	(0.072)	(0.077)	(0.061)
ML	0.156(∗)	0.071	0.126(.)
	(0.073)	(0.071)	(0.065)
N	554	554	554
R^2	0.08	0.06	0.08

Tabel 5.2: Resultater for regressionsmodeller for indhold af arbejde, sammenlignet med 2016

Alle modeller er estimeret med den lineære sandsynlighedsmodel for udvalgte variable. Her ses koefficienter, standardfejl og signifikansniveau. Der benyttes robuste standardfejl, som er robuste mod heteroskedasticitet. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor $(.) = p < 0.10$, $(*) = p < 0.05$, $(**) = p < 0.01$ og $(***) = p < 0.001$

mindst én gang om ugen, hvis personen bruger denne teknologi, alt andet lige. For ML er der 12,6 pct. større sandsynlighed for oftere at løse rutineprægede opgaver, alt andet lige.

Her kan det indikere, at personer, som benytter denne type af teknologi, støder på nye rutineprægede opgaver eller at arbejdsopgaver bliver overtaget.

Som nævnt tidligere vises R^2-værdierne også for modellerne. Projektet arbejder også med mennesker, og derfor er er mange ting, der spiller ind på indhold af arbejde og jobsikkerhed. Sådanne fænomener er en komplekse størrelse og multidimentionel. Her kan organisering af virksomhed, medarbejdere, ledelse og individet også spille ind. Derfor har det også være forventeligt, at de uafhængige variable heller ikke kan forklare al variationen i de afhængige variable. Det skal nævnes, at bare fordi en R^2-værdi er lav for en model, betyder det ikke, at resultaterne ikke kan bidrage til vigtig forskning og finde vigtige sammenhæng mellem variable.

5.4 Teknologiens betydning for jobusikkerhed og karrieremuligheder

Projektet har nu, både deskriptivt og empirisk, undersøgt teknologianvendelsen og indholdet af arbejde blandt de adspurgte i spørgeskemaundersøgelsen. Et andet element indenfor det mere kvalitative aspekt af teknologiens betydning for fremtidens jobs, er hvordan teknologianvendelsen påvirker jobsikkerheden og karrieremuligheder. Indtil nu er det kun indhold af arbejde, der er blevet undersøgt. Denne undersøgelse er især interessant i relation til hvorvidt de personer, som måske er i farezonen for at miste deres arbejde, også frygter at miste deres arbejde og hvordan de ser deres egne karrieremuligheder. Ligesom i den forgående analyse, undersøges først deskriptivt, hvad respondenterne har svaret vedrørende deres oplevelse af sikkerheden i deres job samt mulighederne karrieremæssigt, og dernæst undersøges om teknologianvendelse har en empirisk sammenhæng med disse forhold.

Jobsikkerhed og karrieremuligheder i Danmark

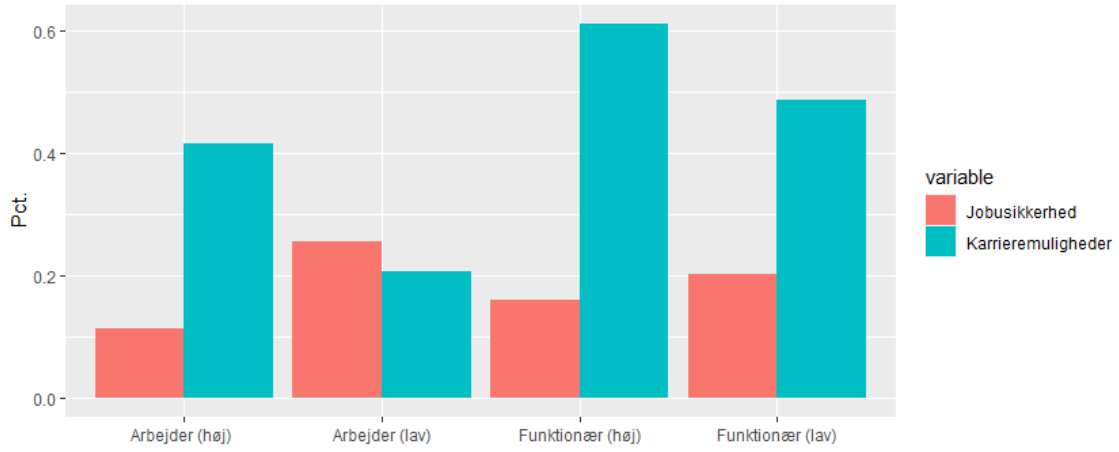
Da det på området for jobsikkerhed og karrieremuligheder ikke er muligt at undersøge ændringer sammenlignet med 2016, vil den følgende deskriptive undersøgelse ikke være nær så omfattende som i den tidligere analyse, hvorfor der ikke opdeles i underafsnit. Svarfordelinger indenfor jobfunktioner og sektorer vil dog stadig inddrages.

Først undersøges, hvordan danske lønmodtagere, på tværs af forskellige grupper, svarer i forhold til jobusikkerhed og karrieremuligheder. Dette var en del af dokumentationen for problemformuleringen i kapitel 1. Her blev det netop i dokumentationen for problemformuleringen beskrevet, at en stor andel af respondenterne frygter for at miste deres arbejde indenfor de næste seks måneder og at en stor del også vurderer, at de ikke har gode karrieremuligheder. Og det på trods af, at stabiliteten på arbejdsmarkedet næsten aldrig har været så stabilt som det er nu, og at beskæftigelsen siden 1995 er steget, også mere end populationen. Dette fandtes interessant, idet det vidner om, at arbejdsmarkedet er under forandring, og at det måske ikke er alle der drager gavn af den teknologiske revolution.

For spørgsmål vedrørende jobusikkerhed og karrieremuligheder, har respondenterne kunnet svare 'Meget enig, 'Enig', 'Hverken eller/Ved ikke', 'Uenig' og 'Meget uenig'. For

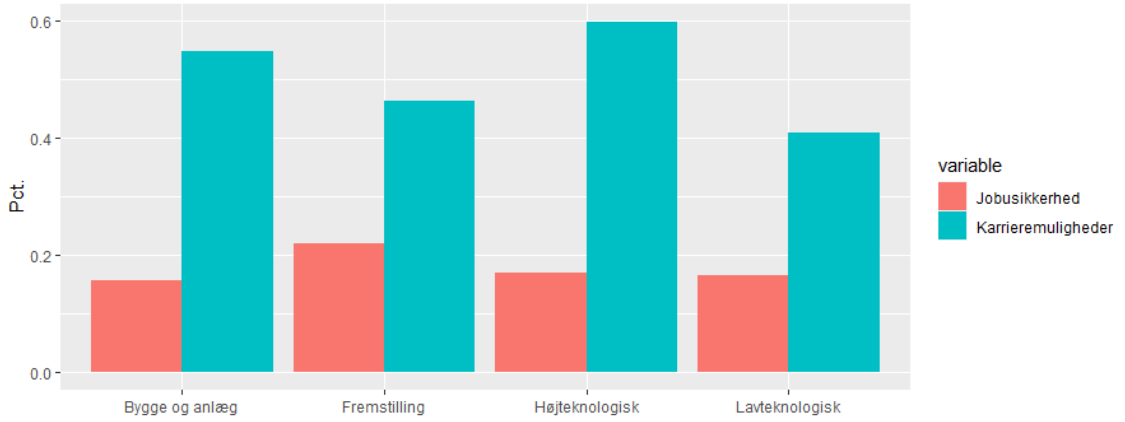
påstanden om, hvor enig respondenterne er med, at 'Jeg mister muligvis mit arbejde inden for de næste 6 måneder', svarede 81,71 pct. enten 'Uenig' eller 'Meget uenig' i påstanden og altså føler, at de er sikre i deres arbejde, mens 18,3 pct., som dokumenteret i figur 1.4, svarede 'Meget enig', 'Enig' eller 'Hverken eller' og altså ikke nødvendigvis er sikre i deres arbejde. Som tidligere beskrevet, er dette en relativ stor andel der indenfor en kort periode på seks måneder er bange for, at de mister deres arbejde. Især hvis spørgeskemaet er repræsentativ for resten af befolkningen, vil det være næsten $1/5$-del af beskæftigede i Danmark, som frygter at miste deres arbejde. Her er det ikke til at sige, hvorfor de frygter at miste deres arbejde, da spørgeskemaet ikke afdækker dette, så dette kan også omfatte eksempelvis outsourcing eller konkurs af virksomhed. Figur 1.4 dokumenterede også, at det blot var 50 pct. af respondenterne der havde svaret 'Meget enig', 'Enig' eller 'Ved ikke' i påstanden om, at deres nuværende arbejde giver gode karrieremuligheder. Det er som beskrevet også overraskende, at så stor en andel ikke mener, at de har gode karrieremuligheder. Som erfaret i analysen af hvordan den teknologiske udvikling påvirker beskæftigelsen, er der ikke tegn på at faldende beskæftigelse som følge af teknologien, hvorfor disse tendenser kan betyde at arbejdet for den enkelte arbejder er ved at ændre sig.

Ligeledes kan det også her undersøges deskriptivt, om der er forskel på jobfunktionerne med henhold til jobsikkerhed og karrieremuligheder. I figur 5.5 ses jobsikkerhed på tværs af jobfunktioner. Såfremt respondenten har svaret enten 'Meget enig' eller 'Enig' er de med i figuren. Her ses det, at størstedelen af funktionærer har bedre karrieremuligheder, men at højtuddannede arbejdere i mindre grad frygter at miste deres arbejde. For højtuddannede funktionærer er der 62 pct., der mener, at de har gode karrieremuligheder, hvor det er 48 pct. for lavtuddannede funktionærer. For højtuddannede arbejdere er det 42 pct., mens det er 20 pct. for lavtuddannede arbejdere. For højtuddannede arbejdere er der 12 pct. der har responderet, at de frygter at miste deres arbejde, mens det er 16 pct. for højtuddannede funktionærer. Der er 20 pct. af lavtuddannede funktionærer, der har svaret, at de frygter at miste deres arbejde, mens det er 26 pct. for lavtuddannede arbejdere. Dette viser et meget forskelligt billede på tværs af jobfunktionerne.



Figur 5.9: Jobsikkerhed og jobfunktioner

I figur 5.10 [3] ses jobsikkerhed på tværs af sektorer. Såfremt respondenten har svaret enten 'Meget enig' eller 'Enig' er de med i tabellen. Det ses, at personer i højteknologiske services selv vurderer, at de har de bedste karrieremuligheder. Her svarer 60 pct. af personer i denne sektor, at de har gode karrieremuligheder, mens 55 pct. i bygge og anlæg svarer det samme. For industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed svarer 48 pct, at de har gode karrieremuligheder, mens 41 pct. i lavteknologiske services svarer det samme. 23 pct. af personer indenfor industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed har svaret, at de frygter at miste deres job indenfor de næste seks måneder, hvor det er 18 pct. for henholdsvis personer indenfor højteknologiske services og lavteknologiske services og 16 pct. for personer indenfor bygge og anlæg. Her kunne det godt ligne, at der umiddelbart er en sammenhæng mellem anvendelse af teknologi og frygt for at miste sit arbejde, hvis det sammenlignes med figur 5.7, hvor det fremgår, at industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed er den sektor, der oftest anvender teknologi.



Figur 5.10: Jobsikkerhed og sektorer

Det ses, det der i højere grad er forskel i jobfunktioner end i sektorer. Interessant er det dog, at personer som frygter at miste deres arbejde ikke er de samme som nødvendigvis melder om, at de har dårlige karrieremuligheder. Der er mange andre ting end den teknologiske udvikling, der dog kan spille ind på gode karrieremuligheder og jobusikkerhed.

Empirisk undersøgelse

I dette afsnit undersøges hvordan teknologianvendelse, samt en række andre faktorer, påvirker jobsikkerhed. Her udføres der regressionsanalyser, hvor jobusikkerhed og karrieremuligheder undersøges som afhængige variable, og det undersøges, hvorvidt der kan findes statistisk signifikante sammenhænge mellem disse. Her bliver der kommenteret på overordnede tendenser, men det er kun signifikante resultater, der bliver fremhævet.

[3] Fremstilling skal her forstås som industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed

Modelvalg

$$P(y=1|x) = \beta_0 + \beta_1 \text{AI (data)} + \beta_2 \text{AI (ordre)} + \beta_3 \text{ML} + \beta_4 \text{Robot (Input/output)} + \beta_5 \text{Robot (kontrol)} + \beta_6 \textbf{Sektor} + \beta_7 \textbf{Jobfunktion} + \beta_8 \text{Alder} + \beta_9 \text{Løn} + \beta_{10} \text{Uddannelse} + \beta_{11} \text{Virksomhedsstørrelse} + \epsilon \quad (5.2)$$

Her er $P(y = 1|x)$ de afhængige variable, som begge kan tage værdien 1 og 0. Her tages værdien 1, hvis de enten 'Altid' eller 'Ofte' gør det, og værdien 0 tages, hvis respondenterne enten 'Af og til', 'Sjældent' eller 'Aldrig' gør det. β_0 er skæringen, hvor referencegruppen netop også er den del. Referencegruppen for hver af disse er henholdvis personer tilhørende industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed; lavtuudannede arbejdere; og personer som ikke arbejder med nogle af de fem teknologier. Netop fremstillingssektoren er blevet valgt, fordi det er den mest interessante sektorgruppe at have som referencegruppe, netop fordi det fra udviklingen i del 1 vises, at dette er de jobs, der i allerhøjeste grad forsvinder.

Her er der blevet inkluderet variable for de fem teknologien: *AI (data)*, *AI (ordre)*, *ML*, *Robot (input/output)* og *Robot (kontrol)*, som alle er binære variable, hvor de tager værdien 1, hvis de bruger den mindst én gang om ugen og værdien 0, hvis de benytter det mindre end én gang om ugen. For de Sektor og Jobfunktion er disse også opstillet binært, hvor de tager værdien 1, hvis de tilhører sektoren eller jobfunktionen, og værdien 0, hvis de ikke tilhører sektoren eller jobfunktionen. Det bemærkes, at Sektor og Jobfunktion begge er markeret med fed, hvilket skyldes at de er opstillede som vektorer bestående af flere dummy-variable. [4]. Her er virksomhedsstørrelse binær, hvor værdien 0 tages, hvis der er $5-49$ medarbejdere og værdien 1 tages, hvis det er $+50$ medarbejdere. Derfor benyttes jobfunktion kun som uafhængig variable. Der er også blevet inkluderet intervalskalerede diskrete variable for Alder, Løn og Uddannelse.

Resultater

Her kunne det netop være interessant at opstille modeller, som skal kunne vise, om respondenterne selv mener, at de er ikke er sikre i deres arbejde og igennem deres nuværende beskæftigelse selv mener, at de har gode karrieremuligheder. Her er det netop interessant at skulle se, hvorvidt der er en statistisk signifikant effekt ved at arbejde med robotteknologi og avancerede teknologier, og hvorvidt der er forskel på sektorer og jobfunktioner. I tabel 5.3, ses resultaterne af projektets lineære sandsynlighedsmodeller med fokus på arbejdernes arbejdsmarkedsusikkerhed og karrieremuligheder.

Her er skæringen 0,513 for referencengruppen for at frygte at miste sit job indenfor de næste seks måneder. Her ses det, at personer som arbejder indenfor andre sektorer end referencegruppen generelt har en lavere sandsynlighed for at have svaret, at de frygter at miste deres arbejde. For personer indenfor lavteknologsiek services er der 10,1 pct. mindre sandsynlighed end personer i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed. Det samme gør sig gældende for jobfunktioner, hvor der for højtuddannede arbejdere er

[4]Her kunne det netop også være interessant at filtrere for de fire forskellige jobfunktioner, for ikke kun at se på, om der er forskel på, hvordan de uafhængige påvirker den afhængige variable baseret på jobfunktion. På grund af for få observationer sammenlignet med antal variable, afgrænser projektet sig dog fra dette

	Jobusikkerhed	Karrieremuligheder
Skæring	0.513(∗ ∗ ∗)	0.520(∗ ∗ ∗)
	(0.129)	(0.133)
Bygge og anlæg	−0.068	0.188(∗)
	(0.076)	(0.089)
Højteknologiske services	−0.075(.)	0.072
	(0.049)	(0.053)
Lavteknologiske services	−0.101(.)	−0.071
	(0.055)	(0.058)
Arbejder, høj	−0.140(.)	0.143
	(0.072)	(0.097)
Funktionær, lav	−0.105(.)	0.284(∗ ∗ ∗)
	(0.060)	(0.072)
Funktionær, høj	−0.046	0.335(∗ ∗ ∗)
	(0.059)	(0.064)
Løn	−0.043(∗)	0.027
	(0.019)	(0.022)
Alder	−0.029	−0.183(∗ ∗ ∗)
	(0.027)	(0.032)
Uddannelse	−0.039	−0.029
	(0.034)	(0.037)
Virksomhedsstørrelse	0.079(∗)	0.005
	(0.039)	(0.045)
Robot (input/output)	−0.020	−0.058
	(0.074)	(0.079)
Robot (kontrol)	−0.098	−0.024
	(0.081)	(0.099)
AI (data)	0.031	0.182(∗ ∗ ∗)
	(0.045)	(0.053)
AI (ordre)	0.003	0.050
	(0.052)	(0.074)
ML	−0.047	−0.063
	(0.049)	(0.066)
N	603	603
R^2	0.06	0.19

Tabel 5.3: Resultater for regressionsmodeller for jobusikkerhed og karrieremuligheder
Alle modeller er estimeret med den lineære sandsynlighedsmodel for udvalgte variable. Der benyttes robuste standardfejl, implementeret ved *suvrye*-pakken, som er robuste mod heteroskedasticitet. Signifikansniveauet er angivet i parentes, hvor (.) = $p < 0.10$, (∗) = $p < 0.05$, (∗∗) = $p < 0.01$ og (∗ ∗ ∗) = $p < 0.001$

14,0 pct. lavere sandsynlighed for dem for at frygte at miste deres arbejde sammenlignet med lavtuddannede arbejdere og for lavuddannede funktionærer er der 10,5 pct. mindre sandsynlighed. For løn ses det, at hvert løntrin gør, at sandsynligheden for at frygte at miste sit arbejde falder med 4,3 pct. Ingen af de andre koefficienter er signifikante, men de fleste af koefficienterne er negative. Her har virksomhedsstørrelse også en betydning, hvor dét at arbejde i en større virksomhed, øger sandsynligheden for at frygte at miste sit arbejde med 7,9 pct.

For karrieremuligheder er skæringen 0,520 for referencegruppen for at svare, at de har gode karrieremuligheder. For personer i bygge og anlæg har de 18,8 pct. større sandsynlighed for at svare, at har gode karrieremuligheder sammenlignet med referencegruppen, alt andet lige. Højtuddannede funktionærer og lavtuddannede funktionærer har dog henholdsvis 33,5 pct. og 28,4 pct. større sandsynlighed for at svare, at de har gode karrieremuligheder, sammenlignet med lavtuddannede arbejdere, alt andet lige. For alder ses det, at når aldersgruppen stiger med én, falder sandsynligheden med 18,3 pct. for selv at vurdere at have gode karrieremuligheder. Dette viser, at der er signifikante forskelle på aldersgrupperne, hvor ældre personer er dårligere stillet, når det gælder gode karrieremuligheder. Den eneste teknologi, som er statistisk signifikant er AI (data), hvor der er 18,2 pct. større sandsynlighed for at have gode karrieremuligheder, hvis personen arbejder med denne teknologi. Dette kan indikere, at personer med færdigheder indenfor AI (data) står bedre i fremtidens arbejdsmarked, fordi de besidder kompetencer indenfor teknologi, som også i fremtiden efterspørges.

Dette viser, at lavtuddannede arbejdere og personer i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed står mest usikkert på arbejdsmarkedet, hvor de generelt har større sandsynlighed for at frygte at miste deres arbejde og mindre sandsynlighed for at angive gode karrieremuligheder. Dette hænger sammen med resultaterne med henhold til fremstillngssektoren og lavtuddannede, der blev vist i kapitel 4. Dette er også henholdsvis den jobfunktion og sektor, hvor den største andel, arbejder med teknologi. Her kunne det ligne, at der er en tendens, men dette kan ikke klart siges på baggrund af undersøgelsen.

5.5 Hvordan påvirker robotter og avanceret teknologi måden vi arbejder på?

Projektet fandt at brugen af avanceret teknologi på det danske arbejdsmarked er mere udbredt end robotter, og hvis man sammenligner med 2016, også er flere der benytter det oftere. Dette illustrer muligvis også forskellen på robotter og avanceret teknologis betydning for måden der arbejdes på. Robotterne har igennem mange år allerede gjort et succesfuldt indtog på arbejdsmarkedet, hvor mange af dem også var en del af den tredje industrielle revolution. Hvis det gælder, at robotter erstattet medarbejdere i højere grad end komplementerer dem, samt kun kræver ganske få personer til at betjene og vedligeholde dem, vil der således også meget få mennesker på landsplan der vil være i kontakt med robotter. Modsat er stort set alle virksomheder i dag afhængige af programmering og data i en eller anden form, hvilket bl.a. kan omfatte kunder, konkurrenter, medier og værdikæder. Derfor er der et stort potentiale for kunstig intelligens og maskinlæring til at gøre et langt mere bredspektret indtog, da teknologierne

kan anvendes indenfor mere eller mindre alle sektorer. Det kan til gengæld også betyde, at den avancerede teknologi har et stort potentiale for at overtage folks arbejde, eksempelvis ved at der nu er intelligente skannere i lufthavne, som til dels kan overflødiggøre personale, som netop var et af eksemplerne i kapitel 3. Samtidigt kræver det dog også flere specialister til at bygge, vedligeholde, analysere og anvende den opnåede viden.

Teknologiens indvirkning på arbejdsmarkedet skal forstås nuanceret.Her er der muligvis modstridende effekter, hvor teknologi både kan være arbejdskomplementerende og -substituerende, hvor mange godt kan negligere de komplementerende effekter (Autor, 2015). Her kan en af forklaringerne være, at teknologi netop ikke behøver at være arbejdskraftsubstituerende. Når et Borgerservicecenter fx implementerer en digital selvbetjeningsmaskine til at producere pas, vil det måske i højere grad frigøre tid til andre arbejdsopgaver frem for at overflødiggøre medarbejderen. Mange af teknologierne viser ikke-signifikante resultater, ergo er det ikke så sort/hvidt, som kan bidrage til en nuanceret forståelse af teknologi. Her var der måske en forventning om, at robotteknologi i høj grad vil være arbejdssubsituerende og avanceret teknologi i høj grad vil være arbejdskraftkomplemenerende. Dog er det vigtigt at nævne, at bare fordi en person arbejder med én af disse typer af teknologi, betyder det ikke, at personen nødvendigvis hverken har programmeret det eller forstår hvad der sker bag ved systemet. Personer kan lære at anvende kunstig intelligens og arbejde med teknologi uden nødvendigvis at have en uddannelse indenfor området. For AI (data) er der dog en positiv signifikante sammenhæng for komplekse opgaver, som kan betyde, at det frigiver tid til at løse andre, mere komplekse opgaver eller at der bliver oprettet stillinger, som både kræver mere komplekse opgaver og brugen af denne teknologi.

Personer, som arbejder med denne type af teknologi, svarer også, at de har bedre karrieremuligheder. Samlet indikerer dette, at personer, som arbejder med denne teknologi føler sig sikre i deres arbejde, som muligvis fortæller, at det er kompetencer som også forventes i fremtiden. For robot (kontrol) er denne positivt signifikant med rutineprægede opgaver og oftere at løse rutineprægede opgaver, hvilket kan indikere, at robotteknologien gør, at der kommer flere, og måske nye, arbejdsopgaver. Såfremt rutineopgaver forsvinder, vil arbejdsprocesser med robot (kontrol) kunne blive automatiseret, og arbejdsopgaver kan blive overflødiggjort. Sammenlignes dette med jobusikkerhed og karrieremulighed, er der dog ingen signifikante resultater, og personer som arbejder med denne type af teknologi frygter ikke for deres arbejde eller melder om dårligere karrieremuligheder.

Der arbejdes også med en hypotese om, at den teknologiske udvikling kommer til at ændre både sammensætningen af arbejdspladser og indhold af arbejde. Her var der en forventning om, at teknologi netop også påvirker jobfunktioner og sektorer forskelligt. For indhold af arbejde er der forskel på lønmodtagere. Især ses det, at der er statistisk signifikante resultater for, at højtuddannede arbejdstagere i højere grad både løser komplekse opgaver og uforudsete problemer, hvilket intuitivt heller ikke er overraskende. Resultaterne viser også statistisk signifikant, at lavtuddannede funktionærer oftere løser rutineprægede arbejdsopgaver sammenlignet med lavtuddannede arbejdere. Det forventes at nogle rutineopgaver forsvinde, men langt fra alle. Den teknologiske løsninger vil også gøre, at nye rutineopgaver opstår og manuelle opgaver og opgaver, som kræver

sociale interaktioner, vurderes ikke at forsvinde i den nærmere fremtid. Hvad der er afgørende er, om industrien og lønmodtagerne kan omstille sig og påtage sig nye arbejdsopgaver, enten i det samme job eller i et nyt.

For sikkerhed for arbejde, som her inkluderer jobusikkerhed og gode karrieremuligheder, er der i høj grad forskel på lønmodtagere i Danmark. Ikke overraskende er lavtuddannede arbejdere i højeste grad bekymret for fremtidigt arbejde, hvor højtuddannede funktionærer i mindste grad er det. Her er der også brancheforskelle, hvor bygge og anlæg også placerer sig bedre end i industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed.

KAPITEL 6

Diskussion

Sammenhængen mellem produktivitet og beskæftigelse er blevet analyseret. Øget produktiviteten er blevet benyttet som et direkte mål for den teknologiske udvikling. I den anvendte litteratur findes en del diskussion om, hvorvidt vækst i produktivitet, mindsker eller øger beskæftigelsen. Resultaterne i projektet viser, at beskæftigelsen har været nogenlunde konstant i Danmark i perioden fra 1995 til 2017, jf. figur 1.1, men sammensætningen i beskæftigelsen har ændret sig. Der er en tydelig heterogenitet mellem sektorerne i jobskabelsen, hvor der både findes heterogenitet i de interne effekter og eksterne effekter. De interne effekter, på tværs af sektorer, bevirker overordnet, at industrier som oplever vækst i produktivitet, også oplever et fald i den samlede beskæftigelse, som Baumol (1967)-modellen også foreskriver. Her er der meget heterogenitet i elasticiteterne på tværs af sektorer, hvor lavteknologiske services og højteknologiske services har de største negative elasticiteter, mens primære erhverv og fremstilling har mindre negative elasticiteter. Dog har fremstillingssektoren, jf. figur 4.3, en meget større samlet produktivitetsvækst. Derfor oplever denne sektor også større negative interne beskæftigelseseffekter. Samtidigt er der dog eksterne effekter som netop gør, at beskæftigelsen kan vokse i andre industrier. Her kan Baumol (1967)-hypotesen måske til dels forklare dette. Hans oprindelige model fra 1967 skulle netop hjælpe til at forklare, hvorfor beskæftigelsen i fremstillingssektoren faldt, mens servicesektoren steg. I de fleste af modellerne i tabel 4.4 ses det, at højteknologiske services og lavteknologiske services har større eksterne elasticiteter end sektorerne for primære erhverv og fremstilling. Altså er *spillover*-effekterne på beskæftigelsen større, hvor forklaringen kan tænkes at være forbundet med størrelsen på indkomsteffekter. Dette hænger sammen med teorierne beskrevet af Bessen (2013), om at markeder på et tidspunkt kan blive mættede og derfor ikke vil reagere i samme størrelsesorden på produktivitetsstigninger.

I artiklen 'Lousy and Lovely Jobs' beskrives, hvordan en polarisering af arbejdsmarkedet vil forårsage, at der både kommer flere '*lovely jobs*' og '*lousy jobs*', mens at '*middling jobs*' forsvinder. Det vil betyde, at der i et polariseret arbejdsmarked vil være en stor gruppe med manuelle og fysisk krævende (og typisk lavtlønnede) jobs og en anden stor gruppe med problemløsende og komplekse (højtlønnede) arbejdsopgaver (Goos et al., 2003). At jobs til personer med mellemlange uddannelser skulle forsvinde, hænger ikke sammen

med den aktuelle problematik i Danmark. Her har der i mange år været en diskussion om, at for mange tager en universitetuddannelse og for få tager en erhvervsuddannelse (Olsen, 2019). Børne- og Undervisningsministeriet satte sig som mål, at i 2020 skulle 25 pct. af folkeskoleeleverne vælge en erhvervsuddannelse, mens hele 30 pct. af eleverne skal vælge en erhvervsuddannelse i 2025 (Børne- og Undervisningsministeriet, 2020). Hvis fremtiden betyder færre jobs til personer der har taget en mellemlang uddannelse, vil denne strategi med al sandsynlighed føre til stor arbejdsløshed for denne uddannelsesgruppe. Resultaterne i projektet står dog i skarp kontrast til Goos et al. (2003) forudsigelser. Artiklen er fra 2003 og beskriver udviklingen i Storbritannien, som om det er fordi, at det er en anden tid eller et andet land vides ikke. Det er således intet der tyder på, at der er en tendens i Danmark til at disse *middling jobs* forsvinder. Tværtimod viser projektets beregninger, at beskæftigelsen for personer med en mellemlang uddannelse vokser mere sammenlignet med beskæftigelses for højtuddannede og lavtuddannede personer. Dette var også andre resultater end hvad Autor et al. (2017) fandt i deres analyser. I Danmark viser den nuværende udvikling ikke, at *middling jobs* forsvinder.

De nuværende tendenser viser, at beskæftigelsen i en lang årrække har været konstant, så derfor burde der ikke grund til at være bekymret for massearbejdsløshed i befolkningen. Der er dog ingen tvivl om, at udviklingen på arbejdsmarkedet ændrer sig som følge af den teknologiske udvikling, og derfor er det også naturligt, at indholdet af arbejdet også ændrer sig. Mange studier har tidligere fundet, at arbejdsopgaver bliver automatiseret og at der er en række jobs, der er i højrisiko for at forsvinde. Frey et al. (2013) fandt, at op imod 47 pct. af amerikanske arbejdspladser indenfor to årtier kan forsvinde. OECD (2019) har fundet, at 10,3 pct. af danske arbejdspladser er i højrisiko for at forsvinde, og McKinsey (2017) har fundet at op imod 40 pct. af arbejdstimerne og 300.000 danske arbejdspladser kan forsvinde med den nuværende teknologi. Udviklingen viser overordnet, at der i højere grad bliver udført komplekse opgaver og løst uforudsete problemer på egen hånd relativt til rutineopgaver. Dette kan godt blive et problem for folk, der enten er specialiserede i rutineopgaver, eller i høj grad primært beskæftiger sig med rutineopgaver.

Det ses også i resultaterne, at langt fra alle danske lønmodtagere føler sig sikre i deres arbejde. Især er det bemærkelsesværdigt, at det kun er 50 pct. af respondenterne, som mener, at de har gode karrieremuligheder, og 19 pct., som svarer, at de ikke er sikre i deres nuværende job, som det også blev beskrevet i indledningen. Også, når det undersøges i regressionsmodellerne, ses det, at der er store forskelle i hvor sikre forskellige jobfunktioner og forskellige sektorer er for deres nuværende arbejde, og hvor godt de vurderer deres fremtidige karrieremuligheder. Her har lavtuddannede arbejdere den største jobusikkerhed og færreste har vurderet, at de i fremtiden vil have gode karrieremuligheder. For sektorerne ses det, at personer indenfor Industri, råstofudvinding og forsyningsvirksomhed i højeste grad frygter for deres erhverv, mens at personer indenfor lavteknologiske services vurderer deres fremtidige karrieremuligheder lavest. Det tegner et billede af, at lavtuddannede arbejdere muligvis står dårligst i forhold til fremtidens arbejde. Dette er ikke overraskende, hvis deres arbejdsopgaver overtages af automatisering. Overordnet viser resultaterne, at der for nu er arbejde til alle, men at arbejdsmarkedet også er under forandring, og at arbejdsopgaver og sammensætningen af beskæftigelse ændres.

Hvad ændring af arbejdsindhold reelt får at betydning for de respektive industrier, er på nuværende tidspunkt svært at sige. Som tidligere beskrevet, har Autor (2015) beskrevet udviklingen indenfor landbrug og bankrådgivere, som viser to forskellige udviklinger. Indenfor landbrug er både den samlede beskæftigelse og beskæftigelsesandelen mindsket betydeligt igennem det 20. århundrede, som følge af den teknologiske udvikling, og det har netop overflødiggjort en række erhverv, som der i dag ikke længere er brug for Autor (2015). Indenfor eksempelvis bankrådgivere formåede erhvervet dog at tilpasse sig, og jobbet er i dag ikke overflødiggjort på trods af hæveautomaten. Der er meget forskel på disse to erhverv, og derfor handler det altså ikke bare om, hvorvidt medarbejderen indenfor industrier kan omstille sig. Teknologi kan dog betyde, at arbejdere i højere grad kommer til at beskæftige sig med mere komplekse, uforudsete og måske endda mere spændende arbejdsopgaver. Der er eksempelvis ingen som stiller spørgsmåltegn ved om gravkoen, mejetærskerne eller asfaltudlæggere har haft positive indvirkninger på arbejdsmarkedet. De har fjernet erhverv, men det har også være hårdt fysisk krævende jobs, som netop er blevet erstattet, hvor arbejdet for mennesket i højere grad består af at starte, stoppe, betjene og kontrollere maskinerne. Robototeknologi fjerne fysisk hårde arbejdsfunktioner, og på samme måde kan avanceret teknologi åbne døren for andre opgaver, som maskinen, i hvert fald ikke for nu, kan klare. Resultaterne viser dog også, at beskæftigelse indenfor sektorerne har udviklet sig meget forskelligt, som følge af den teknologiske udvikling. Udviklingen fremadrettet kommer også i høj grad til at afhænge af industrierne, og om hvorvidt medarbejderne kan varetage nye arbejdsfunktioner og omstille sig.

Projektet har ikke være udtømmende i analysen af arbejdsmarkedet. Et aspekt er, om der er gode jobs nok til alle. Jobkvalitet rummer mange elementer. Og der er langt fra konsensus om, hvad der skaber et godt job. Indenfor økonomi, har det især i mange år handlet om, om der er nok jobs til alle, hvor der i mindre grad har været fokus på jobkvalitet. I et moderne samfund handler beskæftigelse dog ikke bare om hvorvidt personer har et arbejde eller ej, men også om hvilket arbejde man har og altså den oplevede kvalitet af arbejdet. Kvalitet kan dog være svært at vurdere, da kvaliteten af arbejdet drejer sig om alt fra løn og jobsikkerhed til forhold til kollegaer og ledere. Overordnet kan det anses som værende de aspekter af ens arbejde som bidrager til menneskers velvær, ved enten at påvirke ens levestandard eller livskvaliteten på arbejdet. I løbet af de sidste to årtier, er der dog i højere grad blevet rettet politiske såvel som akademisk opmærksomhed på forskellige aspekter af jobkvalitet, både når det gælder definition og mål for jobkvalitet. En af de helt store udfordringer, også i forhold til at udforme konkret politik på området, er at definere mål for jobkvalitet, som kan sammenlignes over tid, på tværs af lande og sociodemografiske grupper. En anden udfordring er, at jobkvalitet er et multidimentionelt koncept som netop kan måles på mange forskellige måder og det har ikke nødvendigvis den samme betydning for forskellige individer fra forskellige lande (Cazes et al., 2016). Mange analyser beretter dog om, at arbejdsmarkedet kan ændre sig, og at det kan ske på bekostning af befolkningsgrupper i samfundet, som måske ikke i lige så høj grad vinder af den teknologiske udvikling.

Et andet aspekt af dette er, om folk har de rette kompetencer til at kunne varetager de jobs, der bliver udbudt i fremtiden. Såfremt rutinejobs gradvist forsvinder vil arbejdsmarkedet

i højere grad belønne bløde kvalifikationer, såsom evnen til at kommunikere, arbejde i grupper, lede, løse problemer og arbejde selvstændigt og digitale kvalifikationer, hvor studier dog viser, at der er en signifikant uoverensstemmelse mellem udbud og efterspørgsel. Et arbejdsmarked i udvikling og hurtigt skiftende kvalikationsbehov kan øge uoverensstemmelsen mellem udbud og efterspørgsel, som kan have økonomiske konsekvenser. For individet kan det betyde en mindre jobtilfredshed og mindre løn. For virksomheder mindsker det produktiviteten og øger jobomsætningen og omkostninger forbundet med hyringer. På det aggregerede niveau øger det arbejdsløsheden og mindsker BNP-vækst ved fejlallokering af menneskelig kapital og en reduktion i den samlede produktivitet (Cazes et al., 2016). Netop derfor kan det være fuldstændig essentielt, at lønmodtagere er parat til at omstille sig, opgradere deres færdigheder og eventuelt skifte erhverv. Dette kunne netop være et aspekt, som det kunne være interessant at undersøge. Projektet har ikke haft som formål at undersøge dette, men det er fuldstændig afgørende for fremtidens arbejdsmarked.

KAPITEL 7

Konklusion

Projektet satte sig for at undersøge den teknologiske udviklings betydning for fremtidens arbejde, og mere konkret hvordan beskæftigelsen bliver påvirket af produktivitetsstigner, samt om robotter og avanceret teknologi ændrer måden vi arbejder på. Problemet i det første aspekt er først og fremmest hvorvidt den teknologiske fremgang reducerer behovet for menneskelig arbejdskraft og således har negativt effekt på beskæftigelsen. Projektet forventede dog ikke, at dette vil være den største udfordring for fremtidens arbejdsmarked. Mere interessant var det at undersøge betydningen af hvor produktivitetsvæksten kom fra, og om det er mere fordelagtigt for den samlede beskæftigelse at stimulere produktiviteten i bestemte sektorer. Et andet interessant spørgsmål under dette aspekt var at undersøge, om produktivitetsvæksten vil skabe en skævvridning i efterspørgslen efter bestemte kompetencegrupper. Målet med det andet aspekt er først og fremmest at undersøge om det at arbejde med teknologi påvirker indholdet af vores arbejde, og hvis det gør, hvilke konsekvenser det så har. Ikke alle ændringer er nemlig ønskværdige for det danske arbejdsmarked som helhed, men sandsynligvis i højere grad heller ikke er det for særlige grupper på arbejdsmarkedet.

Overordnet finder projektet ikke, at den teknologiske fremgang, målt som produktivitetsvækst, har været beskæftigelsesreducerende over den undersøgte periode. Tværtimod har produktivitetsvæksten samlet været markant beskæftigelsesfremmende. Dette gælder på trods af, at projektet finder betydningsfulde Baumol-effekter indenfor både industrier og sektorer. Altså kan det generelt konkluderes, at industrier der oplever stigende arbejdskraftproduktivitet, også oplever et direkte fald i beskæftigelsen. Alligevel er dette forhold ikke udslagsgivende for hvorvidt produktiviteten samlet har en positiv effekt på beskæftigelsen. Projektet finder først i en simplere model, der ikke tager højde for brancheforskelle, at de indirekte effekter, også omtalt som spillover-effekterne, fra produktivitetsvækst i resten af økonomien i høj grad dominerer de negative direkte effekter og altså samlet udviser en positiv beskæftigelseseffekt. Denne model mangler dog en vis grad af realisme i forhold til antagelsen om ensartede effekter på tværs af eksempelvis sektorer, hvorfor der blev opstillet en model til at inkorporere disse forhold, samt at undersøge om produktivitetsvækst i bestemte sektorer bidrager mere til nettobeskæftigelsen. Konklusionen på denne undersøgelse er igen, at arbejdskraftproduktiviteten skaber en nettovækst i beskæftigelsen, men at det ikke er givet at *spillover*-effekter finder sted. Dette er særligt

eksemplificeret i de primære erhverv, hvor der ikke kunne måles nogen positiv kumulativ effekt til resten af økonomien. Det er således væsentlig, hvor produktivitetsvæksten finder sted, når man ser på dens betydning for beskæftigelsesvæksten. Her finder projektet at teknologiske fremskridt indenfor særligt højteknologiske services og lavteknologiske services kan udmøntes i store beskæftigelsesstigninger på den samlede økonomi, da disse sektorer skaber de største *spillover*-effekter. Projektet finder dog også, at sektorer, som fremstillingssektoren, med mindre eksterne elasticiteter, og derfor mindre potentiale til at skabe positive *spillovers*, faktisk kan give en relativt stor ekstern beskæftigelseseffekt, når bare produktivitetsstigninger er store nok.

Projektet finder desuden, at den historiske sekulære transformation af arbejdsmarkedet fra primærsektoren til den sekundære sektor og til sidst mod den tertiære sektor, stadig synes at finde sted i projektets deskriptive undersøgelse. Dette kan lede til en forventning om, at denne udvikling vil betyde en skævvridning i efterspørgslen efter bestemte kompetencegrupper. Her var det således forventet at især de højtuddannede ville få gavn af de teknologiske fremskridt, på bekostning af de ufaglærte. Dette synes dog ikke at holde stik, ihvertfald ikke i det danske tilfælde. I stedet viser projektets analyse, at den produktivitetsdrevne beskæftigelsesvækst i Danmark især betyder en fremgang for de mellemuddannede arbejdere. De højtuddannede oplever dog en lidt højere kumulativ fremgang sammenlignet med de ufaglærte over perioden fra 2009 til 2017, ifølge projektets beregninger. Argumenter om at den teknologiske fremgang tilgodeser de højtuddannede, stemmer altså ikke overens med erfaringerne i dette projekt. Ligeledes finder projektet heller ikke tegn på, at produktivtetsvæksten ligefrem fører til en overflødiggørelse af navnligt de ufaglærte, som det ellers konkluderes i andre studier.

Hvis vi i stedet vender blikket mod anden del af projektets analyse, finder projektet, at teknologien har en vis indvirkning på det danske arbejdsmarked. Netop denne analyse har gjort det muligt at undersøge forskelle i robotteknologi og avancerede teknologier. Især den avancerede teknologi er ved at gøre sit indtog på det danske arbejdsmarked på tværs af både sektorer og jobfunktioner. Baseret på tidligere studier og undersøgelser, har projektet arbejdet med, at en del af de rutineprægede arbejdsopgaver forsvinder, som en del af den teknologiske udvikling. Resultater viser, at der i højere grad løses komplekse opgaver og uforudsete problemer end der løses rutineprægede arbejdsopgaver, som understøtter denne udvikling. Såfremt rutineopgaver kan overtages af smarte teknologiske løsninger, vil medarbejderen skulle finde andre, måske mere komplekse og abstrakte opgaver, eller også vil deres erhverv muligvis med tiden overflødigøres.

Den teknologiske udvikling kommer til at ændre indholdet af arbejdet, og hvad medarbejderen kommer til at bruge tid på. Her har arbejdet med AI (data) en positiv effekt på at løse komplekse opgaver, hvor robot (kontrol) har en positiv effekt på at løse rutineprægede opgaver. Dette kan vidne om, hvordan arbejdsmarkedet kan komme til at udvikle sig, hvor personer der arbejder med robotter måske overflødiggøres, og personer der arbejder med AI (data) i højere grad vil opleve, at deres færdigheder efterspørges i fremtidens arbejde. Hvordan arbejdsmarkedet kommer til at ændre sig, som følge af den teknologiske udvikling, kommer i høj grad til at afhænge af, hvordan de respektive industrier og medarbejdere formår at omstille sig. Lavtuddannede arbejdere anvender i allerhøjeste grad teknologi på deres arbejde, og samtidigt er det den gruppe,

som står dårligst med henblik på jobsikkerhed og gode karrieremuligheder. Såfremt alle lønmodtagere, og især lavtuddannede arbejdere, i deres nuværende, og fremtidige jobfunktioner ikke formår at omstille sig, kan det kommer til at få negative konsekvenser for fremtidige jobsikkerhed.

Samlet giver disse to meget forskellige aspekter og tilgange til at undersøge den teknologiske udviklings betydning for fremtidens arbejde, en god forståelse for hvor kompleks en størrelse dette område er. Den teknologiske udvikling kommer med al sandsynlighed til at ændre alt, hvad der i dag synes normalt og ikke til at ændre. Arbejdsmarkedet vil uden tvivl opleve store omvæltninger, men projektet viser også, at man måske ikke behøver frygte, at den menneskelige arbejdskraft bliver erstattet fuldstændigt. Ligeledes kommer teknologien med uden tvivl også til at lave gennemgribende ændringer i måden vi arbejder på, men det betyder ikke, at vi bare bliver slaver af maskinen.

Bilag

BILAG A

Appendix

A.1 Paneldataanalyse

Paneldatasæt er kendetegnet ved både at have en tværsnits- og en tidsseriedimension, og adskiller sig fra et uafhængigt *pooled* tværsnitsdatasæt, ved at man følger - eller forsøger at følge - de samme enheder på tværs af tid. Paneldata rummer derfor i mange tilfælde færre observationer, men fordelen ved at benytte paneldata er at man tilgengæld kan behandle statistiske udfordringer, som især uobserveret heterogenitet.

I dette afsnit beskrives, hvordan eksistensen af uobserverede variable kan håndteres, og der udføres en række specifikationstests med henblik på at undersøge om denne metode er passende til projektets paneldatamodeller, samt hvorvidt der skal tages højde for heteroskedasticitet, seriel korrelation og tidsafhængighed i modellernes standardfejl.

Første differens-metoden

De uobserverede effekter betegnes som enten *fixed effects* (FE) eller *random effects* (RE). En FE-model undersøger, om *intercepts* varierer på tværs af individ- eller tidsperioder, mens en RE-model undersøger forskelle i fejlvarianskomponenter på tværs af individ eller tidsperioder. Hovedforskellen på de to modeller findes i spørgsmålet om hvorvidt individuelle effekter er korreleret med regressorne, hvor korrelation indikerer *fixed effects*. I dette projekt uddybes RE-modellen ikke, men der er foretaget tests for at undersøge tilstedeværelsen af *random effects*, samt om modellen bør foretrækkes fremfor en FE-model, hvilket ikke er tilfældet [1].

Det kan godt være tilfældet at der ikke eksisterer uobserverede effekter i et paneldatasæt, hvorledes en almindelig *pooled*-OLS estimator kan benyttes, og vil give de mest efficiente samt konsistente parameterestimater. I mange af de specielle modeller og metoder udviklet til at analysere paneldata, er det stadig *pooled*-OLS der benyttes, men der udføres først en transformation af datasættet med henblik på at fjerne den uobserverede heterogenitet.

[1] Projektet har til dette formål benyttet en Hausman test

Som beskrevet i projektet er *first differencing* en meget udbredt måde at fjerne de uobserverede effekter på, og da det også er denne metode projektet tager udgangspunkt i, er det derfor den der beskrives i det følgende.

En generel paneldatamodel med uobserverede effekter kan opstilles således:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{it1} + ... + \beta_k x_{itk} + a_i + u_{it} \tag{A.1}$$

hvor $i = 1, ...n$ er det individuelle (land/industri), som observeres til t-punkter i tid, $t = 1, ...T$. β_j er parametrene der skal estimeres, a_i den uobserverede effekt, også kaldet det individuelle fejlled, og u_{it} det idiosynkratiske fejlled. Det er primært parametrene i $\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k$, der har interesse. Hvis den ikke-observerede effekt, a_i, er korreleret med en af de forklarende variable, resulterer *pooled*-OLS i biased og ikke-konsistente estimater (Woolridge, 2016, s. 468). Antagelser omkring parametrene, fejlene og regressorenes eksogenitet, giver anledning til en lang række af mulige paneldatamodeller.

Hovedantagelsen er, at de idiosynkratiske fejl ikke er korreleret med den forklarende variabel i hver tidsperiode, $Cov(x_{itj}, u_{is}) = 0$, for alle t, s, og j, hvilket betyder at de forklarende variabler er strengt eksogene, efter at vi har fjernet den uobserverede effekt, a_i. Denne antagelse udelukker også tilfælde, hvor fremtidige forklarende variable reagerer på aktuelle ændringer i de idiosynkratiske fejl. Hvis en vigtig tidsvarierende variabel er udeladt, eller der er målefejl i en eller flere forklarende variable, vil antagelsen generelt blive brudt. Fejlleddene i A.1 behandles normalt som et sammensat fejlled, $v_{it} = a_i + u_{it}$. Det betyder, at hvis a_i er korreleret med x_{itj} vil x_{itj} blive korreleret med det sammensatte fejlled. En måde at eliminere den uobserverede effekt er som nævnt, at differense tilstødende perioder, hvilket betyder at variablene i modellen lagges og observationerne fratrækkes så den laggede værdi. Dette fører til at de tidskonstante elementer (skæringen og det individuelle fejlled) elimineres. Med udgangspunkt i ligning A.1, resulterer dette i følgende FD-model:

$$\Delta y_{it} = \beta_1 \Delta x_{it1} + ... + \beta_k \Delta x_{itk} + \Delta u_{it} \tag{A.2}$$

Hvis ligningen opfylder de klassiske lineære modelantagelser, kan der nu anvendes *pooled*-OLS, og der vil opnås *unbiased* og konsistente estimater. Projektet benytter udover ovenstående model en række udbyggede varianter af modellen, hvor den differensede model udvides med forskellige sæt af dummyvariable. Det skyldes, at det er muligt, at der i FD-modellen kan findes systematiske individ og/eller tidseffekter der gør sig gældende i 'ændrings'-modellen, på trods af at der altså er fjernet individuelle effekter i 'niveau'-modellen. Denne tilgang er teoretisk ikke så udbredt som den er i praksis, da dummyvariabel-regression og *first differencing* normalt behandles, som to forskellige tilgange, men det er dog ikke en ny ide, og Woolridge (2016) argumenterer også i visse tilfælde for tilføjelsen af dummyvariable til FD-estimering, dog især for i forhold til tidseffekter. De systematiske *fixed effects* i 'ændrings'-modellen kan både gøre sig gældende på tværs af lande, tid eller industrier, hvorfor der altså opstilles forskellige kombinationer af dummyvariable for disse faktorer.

FD-estimeringer er relativt efficiente, men valget af denne metode fremfor andre konsistente alternativer, afhænger normalt af egenskaberne ved fejlleddet. Fd-estimatoren foretrækkes ofte, hvis fejlleddet v_{it} er meget tidspersistent, da Δv_{it} så vil have tendens til ikke at være serielt korreleret (Croissant et al., n.d.). Der er dog også en række udfordringer forbundet med FD-metoden, som for eksempel hvis de vigtigste forklarende variable ikke varierer særlig meget over tid, og metoden er helt ubrugelig hvis de aldrig varierer over tid (Woolridge, 2016). Selv med tilstrækkelig tidsvariation i x_{itj} kan FD-estimering dog være genstand for alvorlige biases. Blandt andet er antagelsen om streng eksogenitet af regressorerne en kritisk antagelse, og ifølge Woolridge (2016) kan tilføjelsen af flere tidsperioder generelt ikke reducere inkonsistensen i FD-estimatoren, når regressorene ikke er strengt eksogene. En anden vigtig ulempe ved FD-estimatoren er, at den kan være værre end *pooled*-OLS, hvis en eller flere af de forklarende variabler er genstand for målefejl. Det skyldes, at hvis man differenser en dårligt målt regressor, reducerer det dens variation relativt til dens korrelation med det differensede fejlled forårsaget af klassisk målefejl, hvilket resulterer i en potentielt meget stort bias (Woolridge, 2016, s. 474).

Som beskrevet benyttes der i projektet et ubalanceret panel. Metodemæssigt er FD-estimering med et ubalanceret panel dog ikke meget vanskeligere end med et balanceret panel, især når hullerne i panelet findes i starten eller slutningen af perioderne. Problemet med et ubalanceret panel er i højere grad at bestemme, hvorfor panelet er ubalanceret. I paneler med særligt byer og lande mangler der ofte data om nøglevariable i visse år. Hvis årsagen til, at der mangler data for nogle enheder, ikke er korreleret med de idiosynkratiske fejl, forårsager et ubalancerede panel ingen problemer. Det er typisk ved paneler med data for individer, familier eller virksomheder, at der opstår problemer, og kan føre til attrition bias (Woolridge, 2016, s. 491). I projektet vurderes årsagen til at data for visse lande eller industrier mangler ikke at være korreleret med de idiosynkratiske fejl.

Modeltests

Specifikationstest i panelmodeller involverer normalvis test for *poolability*, test for individuelle eller tidseffekter, samt test for korrelation mellem disse sidstnævnte og regressorene. Afhængig af strukturen i panelet testes også for tværsnitsafhængighed, samt stationaritet. Projektets modeltests tager udgangspunkt i metoderne beskrevet i Croissant et al. (n.d.).

Test for *poolability*

I en paneldatamodel ønskes det sjældent at teste om skæringerne er konstante over tid, tværtimod forventes de at være forskellige. I stedet er det langt mere interessant er at teste, om hældningskoefficienterne har ændret sig over tid. I en *poolability*-test undersøges det derfor hvorvidt hældningerkoefficienter er ens over tid (og på tværs af individer), og der benyttes en standard F-test, som sammenligninger en model, der er opnået for den fulde stikprøve, og en model, der er baseret på estimeringen af en regression for hvert individ. Afvises nulhypotesen om at hældningskoefficienterne er ens, antages den almindelige *pooling*-model, uden transformation af variablene, at være ustabil.

Projektet afviser nulhypotesen om at individerne (lande/industrier) har de samme

hældningskoefficienter, altså vil en pooling-model være ustabil, og der er altså grundlag for at fortsætte specifikationstestene for at finde en passende model.

Test for individspecifikke effekter og tidseffekter

Tilstedeværelsen af individspecifikke effekter og/eller tidseffekter i den simple paneldatamodel er grundlaget og motivationen for at benytte bland andet en FD-estimator. Det er dog vigtigt først, at teste for uobserverede effekter. Hvis disse ikke er tilstede ville en *pooled*-OLS uden transformationer nemlig være mest efficient. Individuelle effekter er som tidligere beskrevet specifik til et panelindivid eller enhed, men konstant over tid. Tidseffekter fanger derimod effekter der er specifik til en tidsperiode, men konstant over panelindivider. Det er også muligt at have begge effekter på samme tid (Park 2011).

Der benyttes en Lagrange Multiplier-test baseret på resultaterne af en *pooling*-model, altså en model hvor de uobserverede effekter ikke er fjernet ved for eksempel *first differencing* eller *time demeaning*. I testen kan det specificeres hvilken type effekt der testes for. Projektet afviser nulhypotesen om, at der ikke findes signifikante individuelle effekter, altså er $a_i \neq 0$. Desuden finder projektet ikke tegn på signifikante tidseffekter. På denne baggrund foretager projektet derfor en FD-transformation, der eliminerer de individuelle effekter. Testene er som sagt foretaget på *pooling*-model, også kaldet en "niveau-model. Det er dog muligt at der i "ændrings-modellen, altså den differensede model, kan findes systematiske lande og/eller tidseffekter.

Test for seriel korrelation, heteroskedasticitet og tværsnitsafhængighed

Projektet tager udgangspunkt i en fremgangsmåde foreslået af Woolridge (2016) for test af seriel korrelation i en *first difference* kontekst. Tests for individspecifikke effekter og serielt korrelerede idiosynkratiske fejl er tæt forbundne, i og med, at en model med individuelle effekter har sammensatte fejl der er serielt korreleret. Derfor bruges visse tests til bestemmelse af begge. Her er det dog udelukkende seriel korrelation i det idiosynkratiske fejlled der testes for.

Udgangspunktet for testen er observationen at, hvis de originale idiosynkratiske fejl, u_{it}, ikke er korreleret, så vil det idiosynkratiske fejlled i den differensede model være korreleret, med $cor(u_{it}, u_{i,t+1}) = -0.5$. Hvis u_{it} følger en stabil AR(1)-proces, vil u_{it} derfor være serielt korreleret, og først når u_{it} følger en *random walk*, vil u_{it} ikke være serielt korreleret (Woolridge, 2016, s. 470).

Projektet tester nulhypotesen om at der ikke er seriel korrelation i de differensede fejlled, og finder at nulhypotesen afvises, hvorfor det altså ikke kan afvises at der findes seriel korrelation i den FD-transformerede model.

Testen benyttes af nogle som en specifikationstest mellem hvorvidt der skal benyttes en *first difference* eller *within* estimering. Når u_{it} er serielt korreleret er de sædvanlige standardfejl og teststatistikker nemlig ikke gyldige. Det skal dog bemærkes at begge estimatorer er konsistente, men at *within*-estimatoren er mere efficient, hvis det idiosynkratiske fejlled i FD-modellen er serielt korreleret. I tilfælde hvor paneldatasættet består af mange enheder og få tidsperioder, stort N og lille T, afgøres valget mellem *first difference* og *within* estimering af den relative efficiens, som bestemmes af den

serielle korrelation i fejlleddet (Woolridge, 2016, s. 490). Når T er stort (som i projektets tilfælde), og især hvis N ikke er særligt stort skal der ifølge Woolridge (2016) udvises stort forsigtighed ved brug af *within*-estimatoren. Dette gælder specielt hvis der benyttes *unit root* processer, da der således er fare for spuriøs regression. Benyttelsen af *first differencing* har den fordel, at den gør en integreret tidsserie til en svagt afhængig proces. Hvis der anvendes *first differencing*, kan der således appelleres til *central limit* teoremet , også i tilfælde hvor T er større end N (Woolridge, 2016).

Projektet tester også for heteroskedasticitet. En af antagelserne om residualerne/fejlleddet i OLS-regression er, at de har samme, men ukendte varians, hvilket også er kaldes konstant varians eller homoskedasticitet. Hvis antagelsen overtrædes, er der tale om heteroskedasticitet, og det kan medføre en række konsekvenser, blandt andet at de estimerede standardfejl er forkerte, hvilket betyder at konfidensintervaller og hypotesetests (t-test, F-test) ikke er pålidelige. Desuden er OLS-estimatoren ikke længere BLUE (*best linear unbiased estimator*), fordi den ikke længere er efficient, hvorfor regressionsprediktioner også vil være inefficiente. Den er dog stadig unbiased og konsistent. Der kan testes for heteroskedasticitet både ved en grafisk fremstilling af den estimerede models residualer mod samme models *fittede* værdier, eller med en formel test.

Til sidstnævnte metode benytter projektet en Breusch-Pagan Test, som bruges til at teste for heteroskedasticitet i en lineær regressionsmodel og antager, at fejlleddet er normalt fordelt. Det er en chi-i-anden test, som tester, om variansen af fejlleddet fra en regression er afhængig af værdierne for de uafhængige variabler. Projektet tester nulhypotesen om konstant varians, og finder at denne hypotese afvises på tværs af projektets modeller, hvorfor det ikke kan afvises at der findes heteroskedasticitet i modellerne.

Der er altså både fundet tegn på seriel korrelation og heteroskedasticitet i projektets FD-modeller, men på grund af paneldatasættets struktur og de mulige farer forbundet med FE-estimering, som beskrevet ovenfor, holdes der fast i FD-estimatoren. Desuden er normalitet i de idiosynkratiske fejl er ikke nødvendigt, og heteroskedasticitet og seriel korrelation kan i stedet håndteres med de fleste økonometriske softwarepakker (Woolridge, 2016, s. 490).

Et tredje problem der kan opstå i paneler er tværsnitsafhængighed, som kan forekomme hvis enkeltpersoner reagerer på almindelige chok eller hvis der er diffusion, spredningsprocesser, der relaterer individer på en måde der er afhængigt af et mål for afstand. Tværsnitsafhængighed er et stort og voksende område i litteraturen om paneldata, men også et område hvor der ikke er en klart defineret løsning på hvordan problemerne løses. I dette projekt tages udgangspunkt i metoderne beskrevet i Croissant et al. (n.d.). Typen af test kaldes også fejlspecifikationstest. Hvis der findes at være tværsnitsafhængighed i modellen, er konsekvensen, som minimum, inefficiente estimatorer og ugyldig inferens ved brug af standard kovarians-matrixer (Croissant et al., n.d.). Testene er dog udviklet til brug med paneldatamodeller i niveau, for eksempel *pooling*- eller *within*-modeller. Og således er de foreslåede løsninger også tilpasset disse modeller. Alligevel testes en version af projektets modeller i niveau og uden dummyvariable med den såkaldte Pesaran CD (*cross-sectional dependence*) test, som har gode egenskaber i langt de fleste paneldata strukturer. Den eneste ulempe er, at testen mister styrke i forhold til alternativhypotesen om tværsnitsafhængighed, hvis tværsnitsafhængigheden skyldes en faktorstruktur, hvor nogle enheder

reagerer positivt på almindelige stød, og andre negativt (Croissant et al., n.d.). Pesaran CD testen, og mange andre tests, bruger residualerne fra separate tidsserie-estimeringer for hvert tværsnitsenhed, til at beregne en såkaldt *product-moment* korrelationskoefficient, defineret som gennemsnit over tid af parvise korrelationskoefficienter for hvert par af tværsnitsenheder. Projektet finder, at det ikke kan afvises at der ikke findes tværsnitsafhængighed i den simple niveau-model. At der også findes tværsnitsafhængighed i FD-modellerne er ikke usandsynligt. Der findes et bred vifte af mulige modeltilpasninger der tager højde for forskellige typer af tværsnitsafhængighed. I det følgende afsnit beskrives kort, hvordan projektet håndter både heteroskedasticitet og seriel korrelation, samt mulig tværsnitsafhængighed.

Robust estimering af ko-variansmatricer

Projektet benytter *clustered* ko-varianser, som er en metode der er bredt anvendt indenfor økonomi, politologi og samfundsvidenskaben, til at tage højde for korreleret eller grupperet data (Berger et al., 2017). Metoden udspringer af antagelsen om, at observationer ikke er identiske, men korreleret inden for en klynge eller gruppe, der deler visse egenskaber. Der antages korrelation inden for en klynge, men uafhængighed på tværs af klynger, og den simple løsning er derfor at aggregere indenfor en klynge. Forskellige klynger kan give meget forskellige standardfejl, og hvordan dette gøres, altså udvælger en klynge at aggregere, bestemmes typisk af økonomisk teori og intuition (kilde....). Et eksempel på dette kan være en undersøgelse, hvor det ønskes at studere effekten af klassestørrelse på karakterer for elever i 9. klasse., hvor det uobserverede kan være elever der tilhører den samme klasse, fordi faktorer som for eksempel lærerens kvalitet, vil være korreleret, mens de ikke vil være korreleret med elever fra andre klasser eller skoler. Derfor ville det muligvis være en god ide at gruppere efter skole eller lærer. I projektets tilfælde kan det for eksempel forventes at chok til brancher indenfor samme land ikke er uafhængige, hvilket betyder at der skal grupperes for lande. Omvendt er det også muligt at have mere branchespecifikke choks, som for eksempel Corona-krisen, hvor blandt andet effekten på flybranchen og restaurationsbranchen muligvis kan forventes at være korreleret på tværs af lande. Hvis dette er en generel forventning til datasættet, ville der således grupperes for brancher. En tredje mulighed kunne også være at gruppere for tid.

Projektet anvender 'sandwich'- estimatoren vcovPL, der først og fremmest tager udgangspunkt i Newey and West (1987)'s estimator for standardfejl (NW-SE), som er konsistent for heteroskedasticitet og seriel korrelation i tidsserie-data, men kan modificeres til brug med paneldata. Denne metode blev udbygget af Driscoll and Kraay (1998) til også at estimere robuste standardfejl i paneler med tværsnitsafhængighed. Dette gøres ved at benytte aggregerede estimeringsfunktioner for hver tidsperiode, med andre ord trækkes gennemsnit for standardfejlene indenfor de *clusters*, grupper, der formodes at skabe afhængighed (Berger et al., 2017). Projektet har testet forskellige valg af clusters og finder ikke store forskelle i signifikansresultaterne. For modellerne på landeniveau benyttes kun NW-SE, mens der for modellerne på industriniveau benyttes den udbyggede variation af Newey and West (1987) og trækkes gennemsnit på lande *clusters*.

Test for stationaritet

En af fordelene ved *first difference*-metoden er at *unit root*-processer i datasættet ofte gøres stationære. Det er dog stadig nødvendigt at teste for dette, hvilket gøres med udgangspunkt i en '*augmented* Dickey-Fuller (ADF) test for hver tidsserie. Projektets ubalancerede panel er dog en smule problematisk i forhold til stationaritetstestene beskrevet i Croissant et al. (n.d.). Således kan stationaritetstesten kun udføres med den inverse chi-i-anden test og uden lags.

Projektet finder som ventet ingen tegn på *unit root*-processer i paneldatasættet.

A.2 Spørgeskemaanalyse

I dette afsnit præsenteres først en diskussion af valg af den lineære sandsynlighedsmodel. Herefter præsenteres det teorien bag ved lineære sandsynlighedsmodeller samt udførte modeltest.

Diskussion af den lineære sandsynlighedsmodel

Den lineære sandsynlighedsmodel er en modeltype indenfor de binære afhængigheds-modeller, hvor den afhængige variabel, som navnet antyder, kan tage to værdier. Fordelen ved netop lineære sandsynlighedsmodeller er, at de er lette at estimere og fortolke på baggrund af. Til gengæld har de også den væsentlige ulempe, at de antager, at den betingede sandsynlighedsfunktion er lineær. Med andre ord betinger de ikke $P(Y = 1|X_1, \ldots, X_k)$ til at ligge mellem 0 og 1. For det første kan den prædiktere mindre end 0 eller større end 1 med kombinationer af værdier for de uafhængige variable. Et andet problem er, at sandsynligheden ikke kan være lineær relateret til de uafhængige variable for alle værdier, hvor Woolridge (2016) nævner, at en lineær sandsynlighedsmodel vil prædiktere at effekten lineært. Fx for en model, der opstiller sandsynligheden for at en kvinde er på arbejdsmarkedet, vil dét at gå fra at have nul børn ét 1 barn reducere sandsynligheden for at arbejde med det samme som at gå fra ét barn til to børn. Her nævner Woolridge (2016), at det vil være mere sandsynligt, at sandsynligheden falder med mere for det første barn, og at det andet barn vil have en lavere marginal effekt. Dog benyttes lineære sandsynlighedsmodeller ofte i økonometri. Den lineære sandsynlighedsmodel vil dog altid bryde med en af Gauss-Markovs antagelser, og der vil altid være heteroskedasticitet i en lineær sandsynlighedsmodel. Dette skaber et bias, så derfor skal der tages højde for det og det skal korregeres for. Et tredje argument imod en lineær sandsynlighedsmodel er, at den også antager en lineær model, hvor en ikke-lineær model måske i højere grad vil kunne forklare den valgte afhængige variable Woolridge (2016).

Mange økonometriske tekstbøger, inklusiv Woolridge (2016), vil argumentere for, at OLS er et godt valg for kontinuerlige afhængige variable, men når udfaldet er begrænset afhængig variable, som fx ved en binær variabel, er lineær regressionsmodeller upassende og ikke-lineære modeller såsom Probit og Logit er mere passende. Når den afhængige variable er fx binær, vil den betingede forventningsfunktion typisk være ikke-lineær, og modeller såsom Logit og Probit vil kunne fange disse egenskaber. Dog argumenter Angrist et al. (2008) dog imod at tilføje den ekstra kompleksitet og det ekstra arbejde, som er forbundet med modellerne, hvor OLS har en robusthed, som strukturelle modeller ofte mangler (Angrist et al., 2008). Økonomen Marc F. Bellemare beskriver ligeledes også, at hvorvidt den prædikterede værdi er mindre end 0 eller større end 1, kun er et problem, såfremt der skal *forecastes* sandsynligheder, som oftest ikke er hvad der ønskes at udregnes, idet man ofte er mere interesseret i at kende de sande populationsværdier. For det andet er det let at implementere robuste standardfejl, som netop går ind og korrigerer for hetreoskedasticitet (Bellemare, 2015). Og i en blog skriver Angrist and Pischke, forfattere til "Mostly Harmless Econometrics", at hvis den betingede forventningsfunktion (CEF) er lineær, vil en regression give den betingede forventningsfunktion, selv for en lineær sandsynlighedsmodel. Hvis den betingede forventningsfunktion derimod er ikke-

lineær, vil en regression nærme sig den betingede forventningsfunktion, og tilmed gøre det godt. Den vil ikke kunne give de sande marginale effekter fra den rigtige ikke-linære model, men det vil en forkert ikke-lineær model heller ikke gøre. Her argumenterer de for, at det kan gøre meget at holde sig til en lineære sandsynlighedsmodel frem for en tilfældig udvalgt ikke-lineær model (Angrist et al., 2012). Bellemare argumenterer for, at hvis man er interesseret i at finde det kausale forhold mellem variable og ikke er interesseret i at prædiktere værdien af y, skal en lineær sandsynlighedsmodel med robuste standardfejl benyttes. Han skriver, at personer som har påbegyndt deres kanidatgrad før *the Credibility Revolution* i højere grad vil benytte sig af Logit eller Probit, hvorimod personer som har påbegyndt deres kandidatgrad efter *the Credibility Revolution* i højere grad vil foretrække en lineær sandsynlighedsmodel. Han påpeger dog også, at det bedste er at estimere alle tre og vise, at resultaterne er robuste for modelvalg. Med baggrund i overnævnte argumenter, er en lineære sandsynlighedsmodel det blevet foretrukket, idet den også giver mulighed for en direkte fortolkning af regressionskoefficienterne (Bellemare, 2015).

Lineære sandsynlighedsmodeller

Projektets lineære sandsynlighedsmodeller kan også beskrives som multipel lineær regression med en binær afhængig variable. Her kan den afhængige variable, y, kun tage værdierne 1 eller 0. Hvis det antages, at antagelsen om en betinget middelværdi på nul holder, altså at $E(u|x_1, x_2, ..., x_k) = 0$, så har man:

$$E(y|x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + ... + \beta_k x_k \tag{A.3}$$

Hvor x netop er en forkortelse for alle de uafhængige variable. Netop fordi y er binær og kun tager værdierne 1 og 0, vil det altid være sandt at: $P(y = 1|x) = E(y|x)$, hvor sandsynligheden for succes, altså sandsynligheden at $y = 1$, er den samme som den forventede værdi af y. Så har man:

$$P(y = 1|x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + ... + \beta_k x_k \tag{A.4}$$

Som netop siger, at sandsynligheden, $p(x) = P(y = 1|x)$ er en lineær funktion af x_j. Ligning A.4 er en binær responsemodel, hvor $P(y = 1|x)$ r en responssandsynlighed, og netop fordi sandsynligheder skal summere til én er $P(y = 0|x) = 1 - P(y = 1|x)$ en lineær funktion af x_j. For en lineær sandsynlighedsmodel, vil β_j måle ændringen i sandsynligheden for succes, når x_j ændres alt andet lige:

$$\Delta P(y = 1|x) = \beta_j \Delta x_j \tag{A.5}$$

Den estimerede funktion kan skrives som:

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + ... + \hat{\beta}_k x_k \tag{A.6}$$

Her er $\hat{y}$ den prædikterede sandsynlighed for succes, $\hat{\beta}_0$ er den prædikterede sandsynlighed for succes når alle x_j er lig med nul, og koefficienten $\hat{\beta}_k$ er den prædikterede ændring i sandsynligheden for succes, når $_j$ stiger med én enhed. (Woolridge, 2016). Metoden bag ved*Ordinary Last Squares* (OLS), er at vælge de estimater, som minimerer summen af kvadrerede residualer (Woolridge, 2016).

Modeltests

Herefter skal man teste for en række antagelser, hvor OLS estimater er unbiased for populationsparametrene. Her skal modellen opfylde antagelsen om at være lineær i parametrene, tilfældig stikprøve, ingen perfekt kollinaritet , fejlleds forventede middelværdi er nul og ingen heteroskedasticitet. Disse fem antagelser kaldes for Gauss-Markov antagelserne. Man kan skrive antagelser MLR.1 til MLR.4 som:

$$E(y|x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_k x_k \tag{A.7}$$

Under antagelse MLR.1 til MLR.5, betinget af stikprøveværdierne for de uafhængige variable, vil variansen for $\hat{\beta}_j$ være:

$$Var(\hat{\beta}_j) = \frac{\sigma^2}{SST_j(1 - R_j^2)} \tag{A.8}$$

for $j = 1, 2, ..., k$, hvor $SST_j = \sum_{i=1}^{n}(x_{ij} - \bar{x_j}^2)$ er dem totale stikprøvevarians for x_j og R_j^2 er R-kvadreret fra at regressere x_j på alle andre uafhængige variable. Størrelsen på $Var(\hat{\beta}_j)$ er vigtig, idet en større varians betyder en mindre præcise estimater, som betyder større konfidensintervaller og mindre præcise hypotesetests.

Variansen for $\hat{\beta}_j$ afhænger af tre faktorer: σ^2, SST_j og R_j^2 , hvor j er enhver af de uafhængige variable. En større σ^2 betyder en større stikprøvevarians for OLS-estimatorerne, idet mere støj i variansen for fejlledddet, gør det sværere at estimere den partielle effekt af enhver uafhængig variable for y, som så netop giver større varians for OLS-estimatorerne. For en given afhængig variabel, y, er der kun en ting at gøre for at reducere fejlledsvariansen, og det er at tilføre flere uafhængige variable, som netop fjerner nogle faktorer i fejleddet. For SST_j vil en større total variation in x_j gøre, at $Var(\hat{\beta}_j)$, og alt andet lige, for β_j foretrækkes en så stor stikprøvevarians som muligt. En måde hvorpå stikprøvevariansen for de uafhængige variable kan øges, er ved at øge stikprøvestørrelsen. Her vil SST_j øges, som observationer i en tilfældig stikprøve af en population øges. Den lineære forhold mellem de uafhængig variable, R_j^2 er anderledes end en regression på y for $x_1, x_2, ..., x_k$, idet den fås ved at regressere de uafhængige variable i den originale model, hvor x_j er den afhængige variable. R_j^2 er den anden af den samlede variation i x_j som kan forklares af de andre uafhængige variable i ligningen. For en given σ^2 og SST_j , vil den mindste $Var(\hat{\beta}_j)$ fås ved $R_j^2 = 0$, som kun sker, når x_j har en stikprøvekorrelation på nul med enhver anden variable. Såfremt $R_j^2 = 1$ vil der være et perfekt lineært forhold for x_j og en anden uafhængig variable i regressionen. At bekymre sig om en høj grad af korrelation imellem uafhængige variable er ikke anderledes end at bekymre sig om en for lille stikprøve, idet begge øger $Var(\hat{\beta}_j)$. Alt andet lige, er det bedre at have en så lille korrelation mellem x_j og andre uafhængige variable, og en måde at løse det på er enten at indsamle mere data eller at fjerne uafhængige variable fra en model for at reducere multikollinaritet, selvom dette dog kan føre til et bias, hvis variablen faktisk hører til populationsmodellen (Woolridge, 2016).

1 Lineær i parametre

Den første antagelse, MLR.1, er, at for populationsmodellen, $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + ... + \beta_k x_k + u$, hvor $\beta_0, \beta_1, ..., \beta_k$ er parametrene og u er det uobserverede fejlled er lineær i parametrene $\beta_0, \beta_1, ..., \beta_k$. I alle modellerne, er der et lineært forhold i parametrene (Woolridge, 2016).

2 Tilfældig stikprøve

Den anden antagelse, MLR.2, er, at for en tilfældig stiprøve af n observationer, $(x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{ik}, y)$, som følger populationsmodellen (Woolridge, 2016). Her er er der blevet taget højde for at indsamle en tilfældig stikprøve fra Danmarks Statistisk, jf. kapitel 3.

3 Ingen perfekt kollinaritet

Tredje antagelse, MLR.3, er, at i stikprøven (og derfor også i populationen), er der ingen perfekt kollinaritet mellem de uafhængige variable. Hvis en uafhængig variable er en præcis lineær kombination af de andre uafhængige variable, vil modellen lide under perfekt kollinaritet og kan derfor ikke estimeres med OLS. Denne antagelse tillader altså, at uafhængige variable kan være korreleret, bare ikke perfekt korreleret. Denne antagelse kan blive brudt med, hvis stikprøvestørrelsen er for lille i forhold til antal parametre som estimeres, og antagelsen bliver brudt med hvis $n < k + 1$. Intuitivt giver det også mening, at at for at estimere $k + 1$ parametre, skal der mindst være $k + 1$ observationer. Der er ingen af de uafhængige variable som er perfekt lineære korreleret, og der er ikke nogle af modellerne, som har færre observationer end der er uafhængige variable (Woolridge, 2016).

Høj, men ikke perfekt korrelation mellem to og flere uafhængige variable kaldes for multikollinaritet. Det er dog vigtigt at påpege, at i en situation, hvor R_j^2 i ligning A.8 er tæt på 1, men ikke 1, bryder ikke med antagelsen om perfekt kollinaritet. Så i bund og grund bryder antagelsen om multikollinaritet ikke med nogle af antagelserne. Her bliver der teste for multikollinaritet i modellerne ved at teste for Variance Inflation Factor (VIF). VIF for hældningskoefficienten kan fåes direkte fra ligning A.8, hvor VIF for hældningskoefficienten j er $VIF_j = \frac{1}{(1-R_j^2)}$, præcis som i ligning A.8 som bestemmes af korrelationen mellem x_j og de andre uafhængige variable. Så kan man skrive $Var(\hat{\beta}_j)$ i ligning A.8:

$$Var(\hat{\beta}_j) = \frac{\sigma^2}{SST_j} * VIF_j, \tag{A.9}$$

som netop viser, at VIF_j er en faktor, hvor $Var(\hat{\beta}_j)$ er større, fordi x_j ikke er ukorreleret med den andre afhængige variable (Woolridge, 2016). Der er nogle, der rapporterer, at der skal være en grænse for VIF, som oftest er på enten 5 eller 10, herunder beskrivelsen af R-pakken. Her argumenterer Woolridge (2016) for, at VIF_j på 10 ikke nødvendigvis betyder, at standardafvigelsen for
$hatbeta_j$ er for stor til at den kan være brugbar, for denne afhænger også af σ og SST_j, og udelukkende at kigge på VIF_j er til begrænset nytte. På trods af disse overvejelser, kigges der alligevel på VIF-værdien og på baggrund af den økonomiske teoretiske viden og dette mål vurderes det, hvorvidt der er problematisk multikollinaritet. Her lægger langt de fleste VIF-værdier mellem 1 og 2, som vurderes at være værdier som viser, at der ikke er multikollinaritet, hvor den højeste værdi er på 3,51. Her kunne der have været en bekymring for, om uddannelse og jobfunktioner havde ne høj korrelation, og selvom det ligner, at de til dels korrelerer, at det ikke noget, projektet vurderer til at være bekymrende for resultaterne.

4 Fejlleds forventede middelværdi er nul

Den fjerde antagelse, MLR.4, er, at fejlledet, u, skal have en forventet middelværdi på nul, $E(u|x_1, x_2, ..., x_k) = 0$ uanset værdier for de uafhængige variable. Når antagelsen holder, siger det, at der er eksogene uafhængige variable, og hvis x_j er korreleret med u, siger det, at der er endogene uafhængige variable (Woolridge, 2016).

Misspecificerede forhold
En måde hvorpå antagelsen kan blive brudt med, er hvis det funktionelle forhold mellem den afhængige og de uafhængige variable har et misspecificeret forhold (Woolridge, 2016). Netop dette er blevet testet for ved at køre en *Ramsey Regression Equation Specification Error Test (RESET) test* i R, som netop tester om ikke-lineære kombinationer af de *fitted* værdier hjælper med at forklare den afhængige variable. Hvis ikke-lineære kombinationer af de uafhængige variable hjælper med at forklare den afhængige variable, så er modellen misspecificeret. Antagelsen er, at modellen kan skrives som: $y = X\beta + Zy + u$, hvor z genereres ved at kvadrere de uafhængige variable, og herefter testes de så ved en standard F-test, som så skal bestemme, hvorvidt disse supplerende variable har signifikant betydning. Her finder projektet, at ingen af modellerne har et misspecificeret forhold.

Omitted variable bias
En anden grund til at antagelsen ikke holder, er hvis der er udeladte variable, som er korrelerede med $x_1, x_2, ..., x_k$. I multiple regression er det et mindre problem, men udeladte variable kan stadig være et problem i multiple regressionsanalyse, enten på grund af databegrænsninger eller ignorance. Dette kan forårsagde, at OLS estimaterne bliver biased. Et bias på grund af en eller flere udeladte variable, tilskriver effekten af den eller de udeladte til den eller de inkluderede variable i modellen. Når man står overfor et omitted variable bias, er der to muligheder: 1) man kan ignorere problemet og tage konsekvensen af biased og inkonsistente resultater eller 2) man kan prøve at finde en passende proxy-variable (Woolridge, 2016). Datasættet har været begrænset i sit omfang, som netop er en af faldgrupperne ved *omitted variable bias*, som det er svært at gøre noget ved.

Endogenitet og indstrumentvariable i modellerne
Der kan findes endogenitet i modellerne. Her lider mange spørgeskemaundersøgelser under, at de har endogenitet. Det betyder, at de uafhængige variabel er korreleret med fejlleddet. For at få konsistente estimater for β_k, hvor X og u er ukorrelerede, kan man benytte instrument-variable (IV). Såfremt man kan finde en observerbar variable, z, der opfylder to antagelser: (1) z er ukorreleret med u: $Cov(z, u) = 0$, og (2) z er korreleret med x: $Cov(z, x) \neq 0$. Her er z en instrument variable for x. Her skal z være eksogen i ligningen for y og opfylde $instrumenteksogenitet$. I forhold til *omitted variable bias* skal z heller ikke skal have nogen partiel effekt på y, og z skal være ukorreleret med de *omitted variables*. Den første antagelse kan ikke testes, og derfor må man læne sig op at økonomisk teori (Woolridge, 2016).

IV-estimaterne kan have store standardfejl, især hvis z og x kun er svagt korreleret, altså når der bruges en svag IV. En svag IV kan have konsekvenser for ens resultater, islr hvis z og u er korrelerede. IV-estimaterne kan have store asymptotiske bias, selv når z og u kun

er svagt korrelerede (Woolridge, 2016). I projektet er der blevet prøvet at finde IV'er for nogle af de uafhængige variable i regressionsanalyserne for spørgeskemaundersøgelsen. Dog er det ikke lykkes af finde gode IV'er, som både skal korrelere y gennem x og ikke korrelerer med u.

5 Homoskedasticitet

Den femte antagelse, MLR.5, er, at fejlleddet, u, skal have den samme varians for alle udfald af de uafhængige variable, altså at: $Va(u|x_1, ...x_k) = \sigma^2$. Hvis variansen ændrer sig, vil der være heteroskedasticitet. Antagelse MLR.5 beskriver, at variansen af det uobserverede fejlled, u, betinget af de uafhængige variable, er konstant. Denne antagelse overholdes ikke, når variansen af de uobserverede faktorer ændrer sig på tværs af forskellige dele af populationen. Hvis fejlleddet indeholder heteroskedasticitet, så vil:

$$Var(u_i|x_i) = \sigma_i^2 \tag{A.10}$$

Hvor i viser, at variansen af fejlledet afhænger af værdien af x_i (Woolridge, 2016). Netop dette er der blevet taget højde for i modellerne. Netop på grund af spørgeskemaundersøgelsens design og $survey$-pakken som benyttes til at lave modellerne, er standardfejlene robuste.

Irrelevante variable

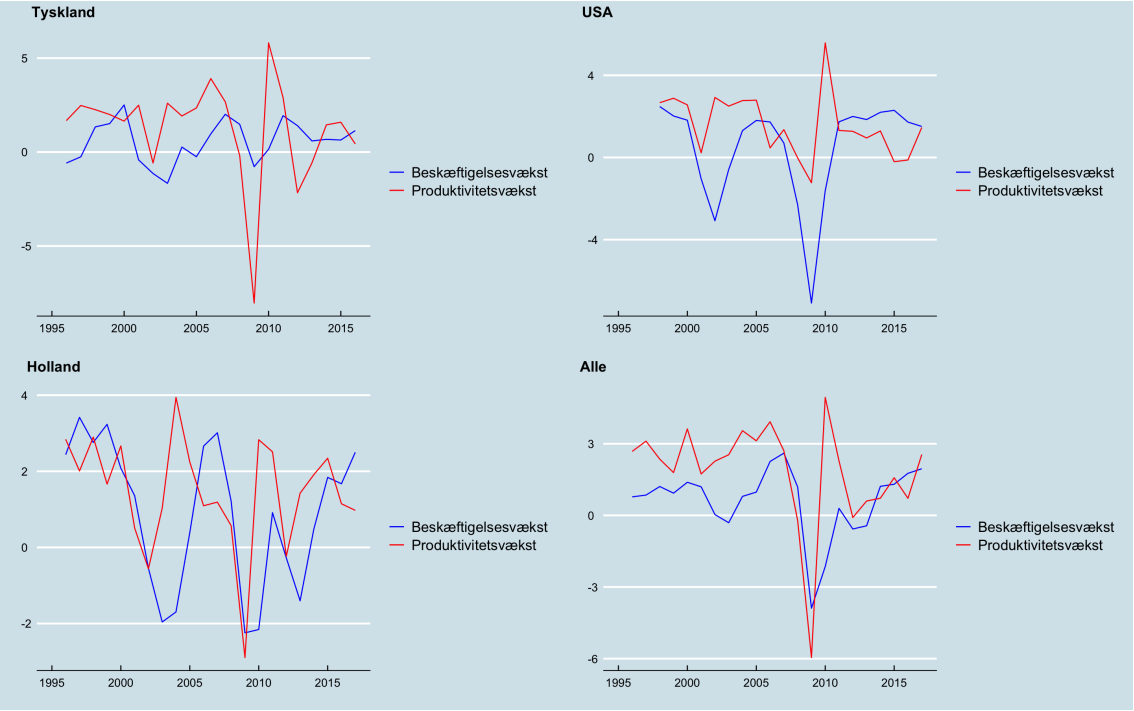
Et problem som kan opstå i OLS, er at inkludere irrelevante variable i en multiple regression, som netop betyder at inkludere variable som ingen partiel effekt har på y i populationen. Såfremt der er nogle parametre som ingen partiel effekt har på y vil denne være lig med nul, som ikke vil påvirke unbiasedness af OLS estimaterne (Woolridge, 2016). Derfor er ikke-signifikante koefficienter også blevet bibeholdt.

Overkontrolleret model

I modellerne er der blevet inkluderet 16 variable for alle modeller, inklusiv skæringen. For modellerne er der henholdsvis 603 og 554 observationer. Såfremt alle observationerne tæller med, er der ingen tegn på *overfitting*, da der er henholdsvis 34 og 37 observationer per uafhængig variable. Såfremt det opdeles for den binære variable, er det dog væsentligt mindre, også for de afhængige variable, hvor det ikke er ligelidt fordelt. Her har projektet dog vurderet, at dette ikke er et problem. Woolridge (2016) beskriver, at det netop i en multiple regressionsmodel er muligt at have for mange variable, som der her kaldes en overkontrolleret model. Dette opstår ofte som en reaktion på, at man som forsker kan blive nervøs over den potentielle *bias*, som opstår som følge af ikke at inkludere vigtige uafhængige variable. Her er det også vigtigt at huske på, at forskellige modeller har forskellige formål. Der skal tilføjes variable, som er en del af fejlledet, som påvirker *y*, men som er ukorreleret med de andre variable, netop fordi der også kan opstå multikollinaritet (Woolridge, 2016).

BILAG B

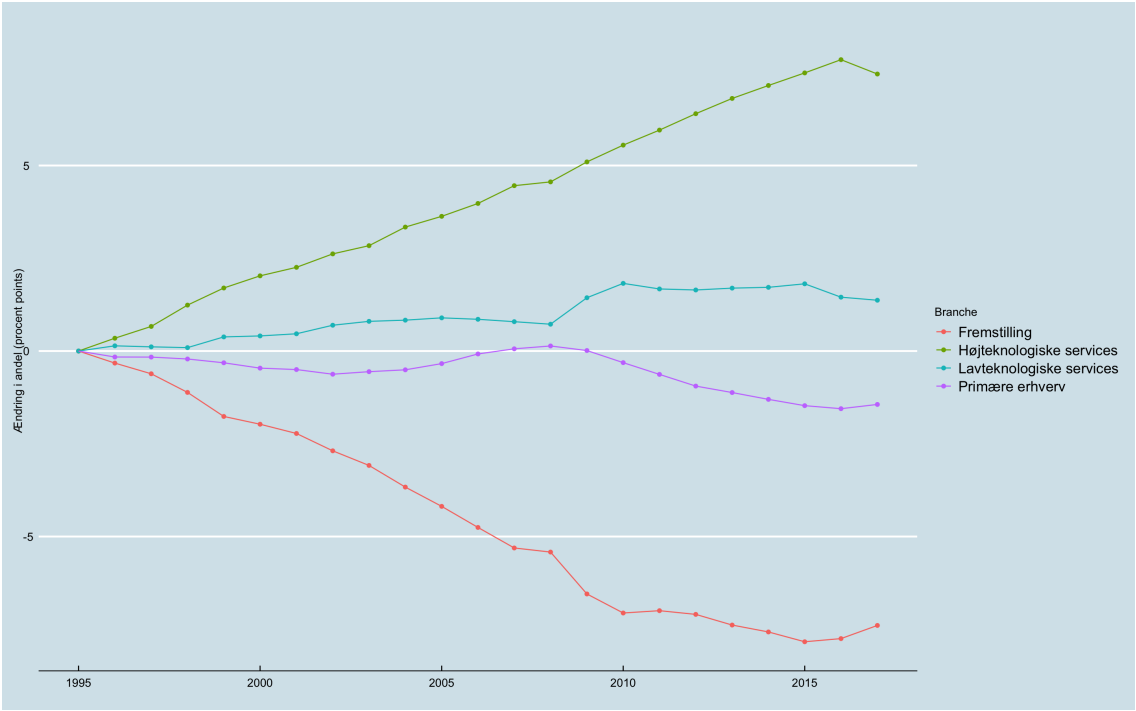
Bilag B



Figur B.1: Udviklingen i produktivitet- og beskæftigelsesvækst for udvalgte lande, samt som gennemsnit på tværs af lande

Values	
VA	Gross values added at current basic prices (in millions of national currency)
GO	Gross output at current basic prices (in millions in national currency)
II	Intermediate inputs at current purchasers prices (in millions of national curenty)
COMP	Compensation of employees (in millions of national currency)
EMP	Number of persons engaged (thousands)
EMPE	Number og employees (thousands)
H_EMP	Total hours worked by persons engaged (thousands)
H_EMPE	Total hours worked by employees (thousands)
Prices	
VA_P	Gross value added, price indiced, 2010 = 100
GO_P	Gross
II_P	Intermediate inputs, price indices, 2010 = 100
Volumes	
VA_QI	Gross value added, volume (2010 prices)
GO_QI	Gross output, colume (2010 prices)
II_QI	Intermediate inputs, volume (2010 prices)
LP_I	Gross value added per hours worked, volume indices, 2010 = 100
Growth accounting	
LAB	Labour compensation (in millions of national currency)
CAP	Capital compensation (in millions of national currency)
LAB_QI	Labour services, volume indices, 2010 = 100
CAP_QI	Capital services, volume indices, 2010 = 100
CAPIT_QI	ICT capital services, volume indices, 2010 = 100
CAPNIT_QL	Non-ICT capital services, volume indices, 2010 = 100

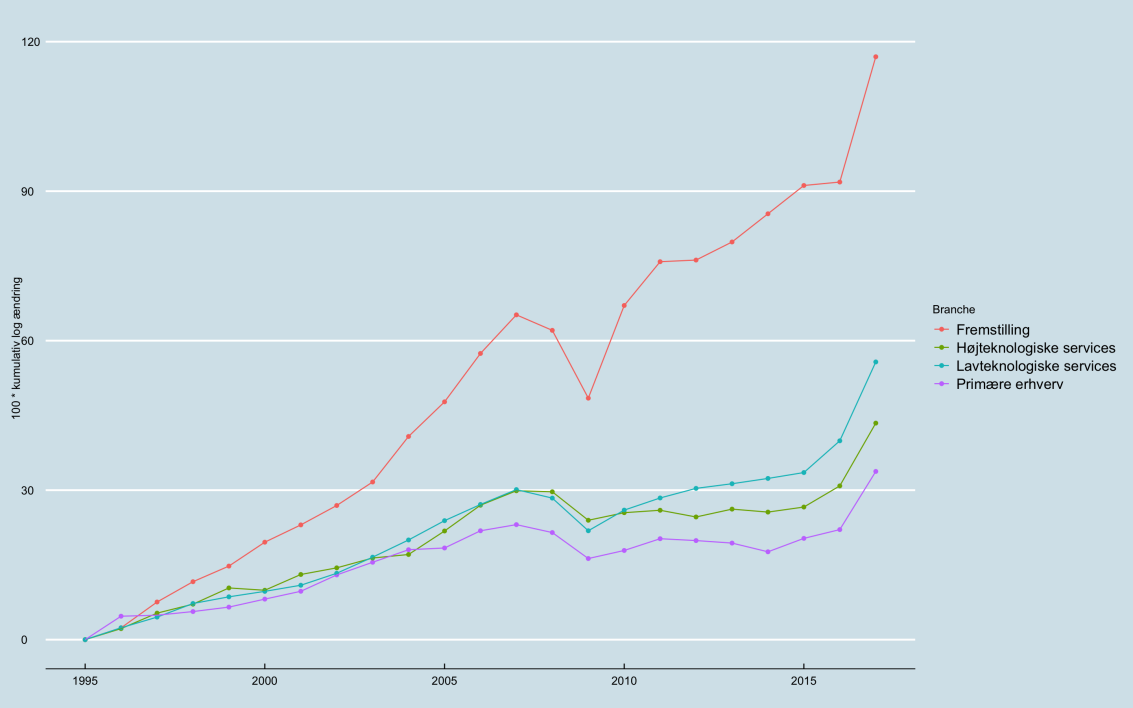
Tabel B.1: Oversigt over variable i EU KLEMS



Figur B.2: Kumulativ ændring i beskæftigelse fordelt på brancher, gennemsnit på tværs af lande

ISO	Beskæftigelse	Gross output	Δ log beskæftigelse	Δ log produktivitet
AT	2716.976	425939.6	0.964	1.626
BE	2798.384	598639.4	0.713	0.988
CZ	3798.419	7183881.42	0.25	3.134
DE	27380.619	3781786.66	0.548	1.268
DK	1705.909	2365451.59	0.592	1.44
EE	413.37	23556.17	0.286	5.011
EL	2650.595	253447.61	0.126	0.532
FI	1496.514	266260.5	1.125	1.052
FR	16266.904	2703320.6	0.752	1.066
HR	1046.06	443747.36	-1.285	-0.647
HU	2743.533	42874741.89	1.086	2.273
IT	16131.0	2561127.22	0.627	-0.024
JP	48176.097	797650716.20	-0.443	0.717
LV	612.599	32459.40	0.41	2.405
NL	5754.364	925479.06	0.895	1.46
PL	9344.942	2358807.04	1.650	1.667
PT	3085.661	249582.66	0.161	1.194
RO	5062.427	758114.01	-0.302	4.532
SE	2547.571	4406875.88	1.001	1.370
SI	664.45	56387.23	0.284	1.794
SK	1529.118	115084.83	0.961	2.961
US	93976.7	20102147.0	0.473	1.571
Gns.	11468.76	40616600.0	0.542	1.778

Tabel B.2: Gennemsnit over udvalgte variable for alle land



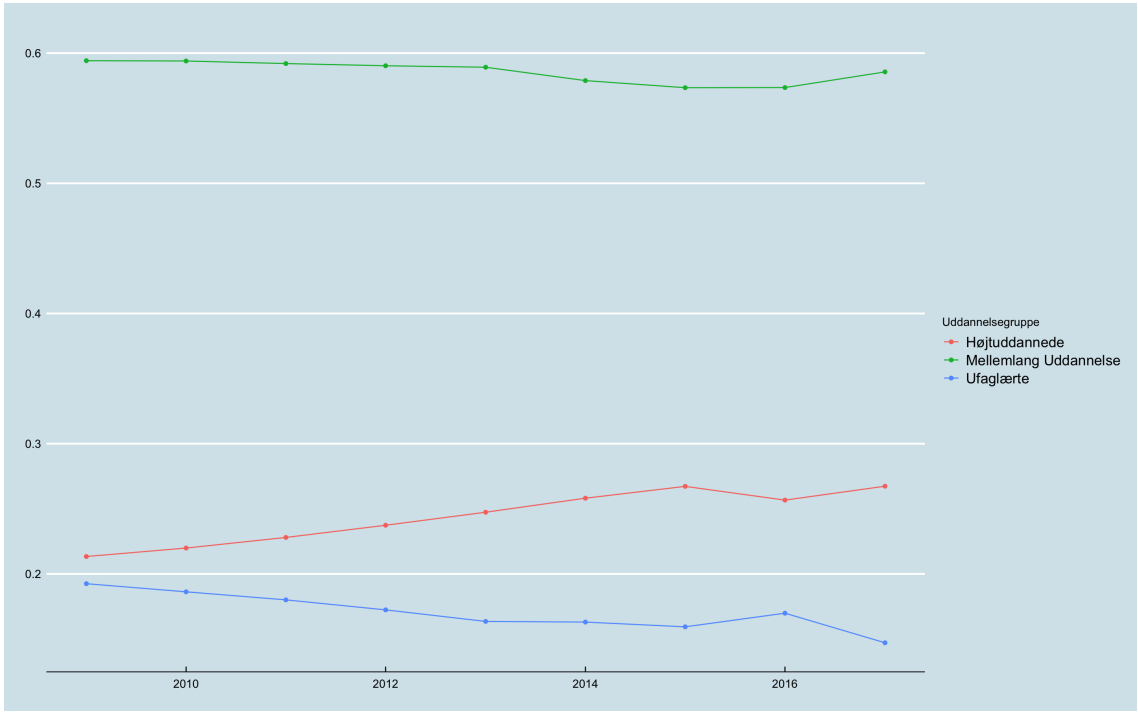
Figur B.3: Kumulativ produktivitetsvækst fordelt på brancher, gennemsnit på tværs af lande

ISIC	**Beskæftigelse**	**Gross output**	**Δ log beskæftigelse**	**Δ log produktivitet**
B	61.48068	95816.02	-2.66276581	2.2265914
C10-C12	337.24902	1824201.44	-0.82026027	1.6525783
C13-C15	190.79346	300730.81	-4.64501063	2.6406113
C16-C18	232.21921	873711.63	-1.94900216	3.3591745
C19	14.08770	1104826.22	-3.32421272	2.7737805
C20	109.33793	1261276.25	-1.07977635	2.5465800
C21	29.24316	378143.27	0.29483017	3.1815419
C22_C23	229.21904	1090825.32	-0.59541069	2.9175077
C24_C25	348.08167	2558225.33	-0.04471462	2.1312573
C26	173.28361	1327260.35	-1.31180415	7.4596104
C27	118.29730	806000.67	-0.31559923	3.7992437
C28	239.79525	1393325.19	-0.64042845	3.7731880
C29_C30	254.01202	2497886.81	0.11352474	4.1400821
C31-C33	219.13020	360693.05	-0.74743477	2.9362832
D	85.72760	1005522.32	-1.48215291	2.7183177
E	90.50192	532582.06	0.94195559	1.0246622
F	1164.50729	3371417.44	0.24886014	0.8259608
G45	173.36232	438583.21	1.19794284	1.4826539
G46	794.76906	3246657.84	0.27313472	2.2798183
G47	1710.25717	2085091.13	0.69790984	1.8241592
H49	449.61429	1374651.32	-0.05958346	1.7328505
H50	16.17971	279280.52	-1.08976753	1.6428501
H51	39.98639	219172.54	-0.97512357	3.6178889
H52	209.74542	274296.51	2.46480782	0.8247195
H53	89.29211	118918.58	-0.67491516	2.6780483
I	996.24418	1628355.35	1.95201702	0.0219500
J58-J60	189.41136	578953.60	-0.04827696	1.4623106
J61	53.26298	796720.42	-0.77533246	5.9949781
J62_J63	177.32727	818735.39	6.05429952	1.5824858
K	561.82863	1963311.41	0.35449384	2.6826524
L	208.78589	3490687.20	1.54653634	0.6496631
M_N	1945.64588	2718143.28	3.24940925	0.1852726
b1	1402.217	5005338	-0.05759311	1.017654
b2	2486.728	15674374	-1.03129083	3.236841
b3	2925.061	6839732	2.53394037	1.051435
b4	4654.756	13097157	0.75323578	1.534374

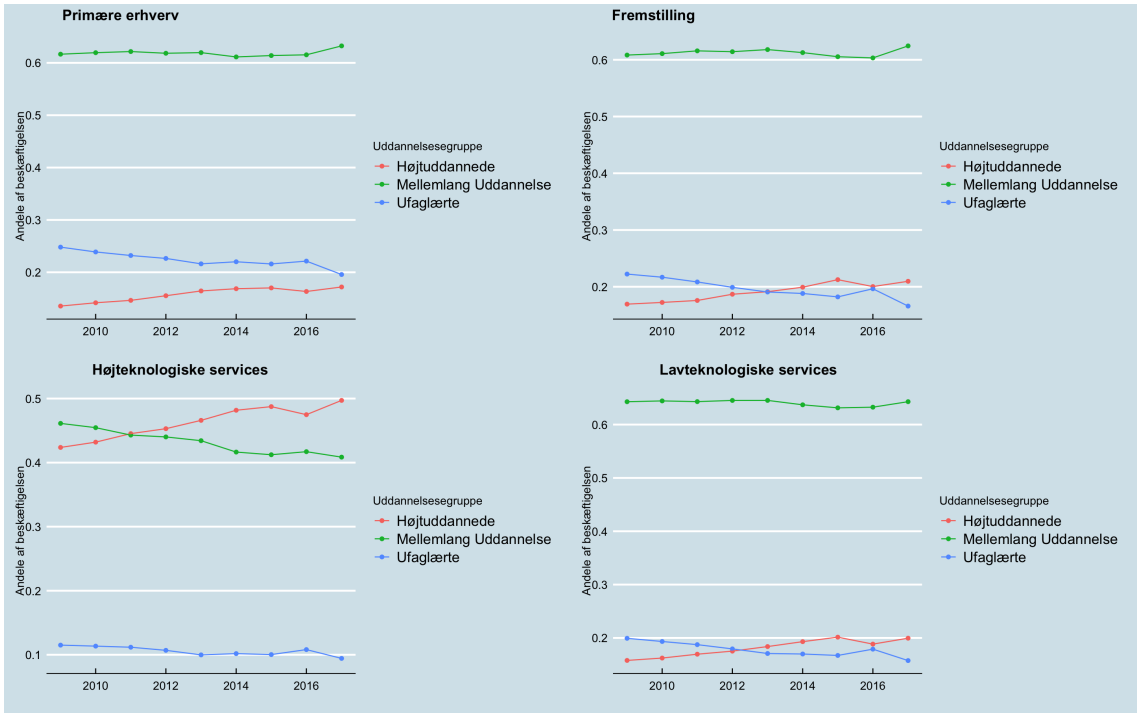
Tabel B.3: Gennemsnit over udvalgte variable for alle industrier på tværs af lande

ISIC	Beskæftigelse	Gross output	Δ log beskæftigelse	Δ log produktivitet
B	4.181818	58409.16	1.614583e-16	-1.4776124
C10-C12	63.772727	138325.71	-2.693198e+00	2.5539571
C13-C15	9.772727	11992.87	-5.905832e+00	2.4256943
C16-C18	30.181818	35408.28	-3.262908e+00	1.2459829
C19	1.000000	32324.33	0.000000e+00	-0.9357853
C20	12.000000	30903.35	-1.096191e+00	3.3558835
C21	16.727273	54072.03	3.546175e+00	4.7271796
C22_C23	31.863636	43603.87	-1.724953e+00	1.3689898
C24_C25	44.227273	55042.85	-9.920617e-01	0.9684158
C26	18.318182	28901.19	-1.307646e+00	4.1291317
C27	11.818182	17870.61	-2.615292e+00	2.2362392
C28	60.227273	103937.24	-7.995030e-01	3.3432610
C29_C30	10.681818	15438.99	-4.993692e+00	2.6478853
C31-C33	36.454545	46278.92	-1.509699e+00	2.4264351
D	10.409091	57218.55	-1.192565e+00	1.2511463
E	11.909091	31476.62	-3.638305e-01	1.6697436
F	176.954545	211543.41	7.006849e-01	1.1130987
G45	49.227273	40494.05	1.818424e-01	1.0427941
G46	171.818182	209030.44	5.572833e-01	2.2974991
G47	227.545455	83748.72	8.399716e-01	0.7719793
H49	65.863636	73369.58	-2.755665e-01	0.1429907
H50	15.954545	149426.80	7.387224e-01	4.9649831
H51	6.500000	19053.88	-2.543708e+00	4.9896888
H52	25.181818	40381.38	2.076175e+00	1.2326965
H53	32.636364	18130.06	-9.121395e-01	1.0393767
I	100.000000	51721.75	2.577757e+00	-1.0367336
J58-J60	37.727273	41828.76	0.000000e+00	2.3111711
J61	17.090909	38939.02	-3.368544e-01	8.8436854
J62_J63	39.409091	53971.32	5.077097e+00	3.0786462
K	77.909091	126527.41	5.989513e-01	2.2284531
L	39.863636	215057.56	1.649570e+00	-0.2862265
M_N	248.727273	232492.18	2.981254e+00	0.6203498
b1	203.4545	358647.7	0.5081428	0.5706672
b2	347.0000	612631.0	-1.7536360	2.5272482
b3	420.8636	493758.7	2.2798746	1.7183548
b4	734.5909	900414.2	0.8526309	1.4323692

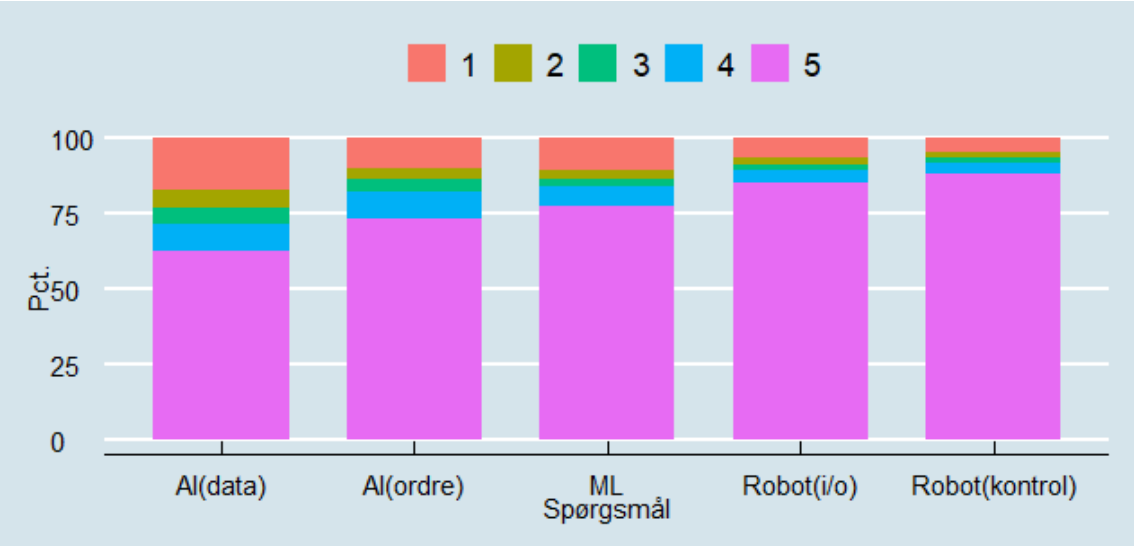
Tabel B.4: Gennemsnit over udvalgte variable for alle industrier i Danmark



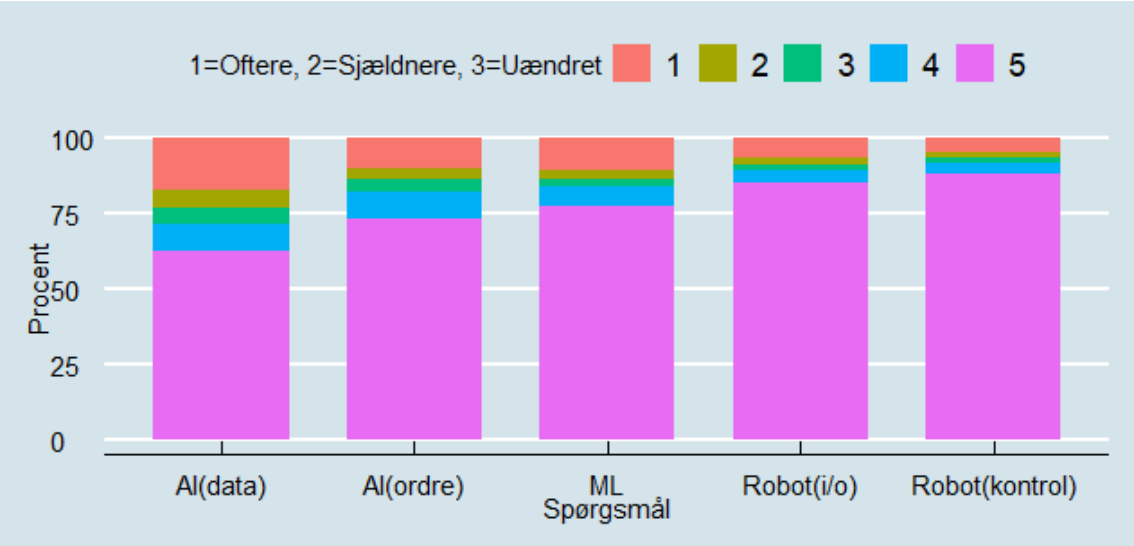
Figur B.4: Udvikling i uddannelsesandele, gennemsnit på tværs af lande totalt, 2009-2017



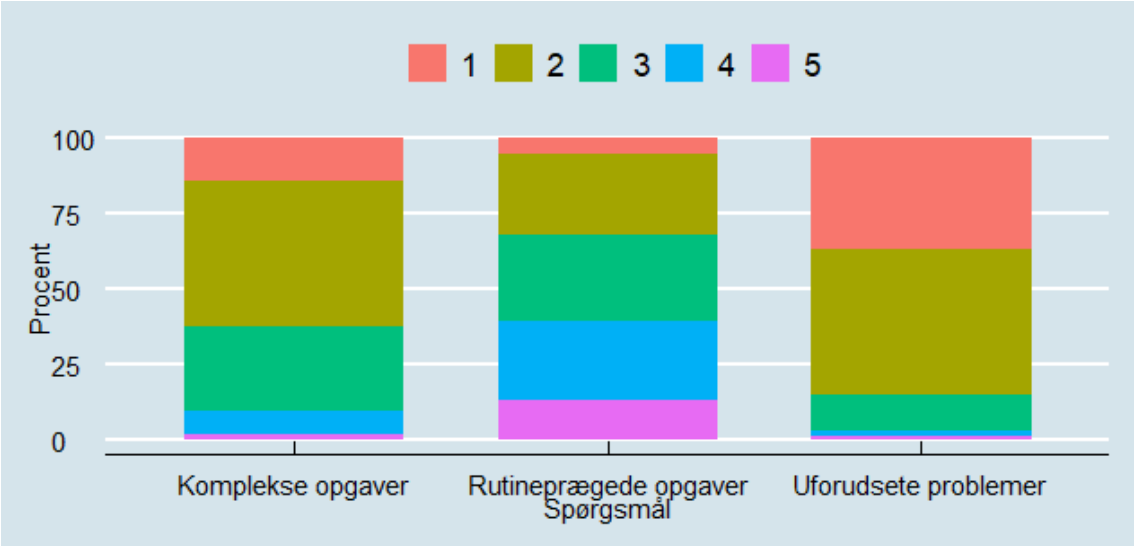
Figur B.5: Udvikling i uddannelsesandele, gennemsnit på tværs af lande fordelt på brancher, 2009-2017



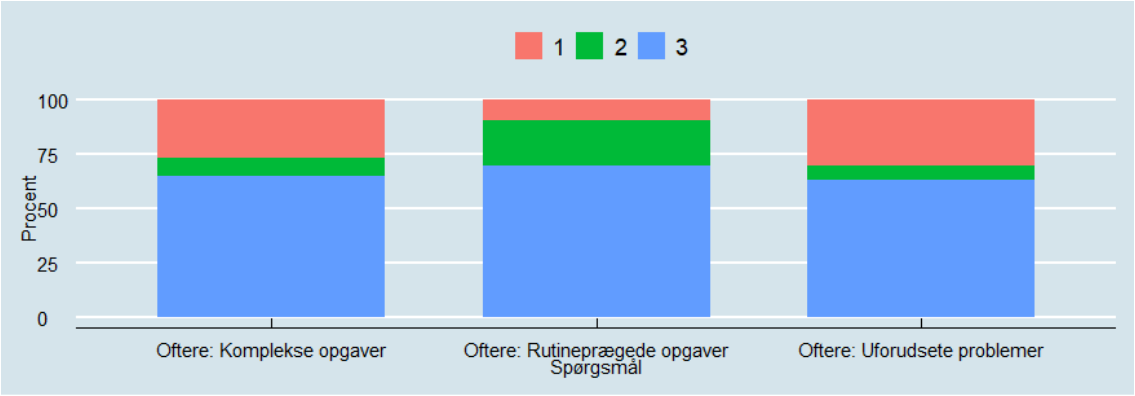
Figur B.6: Anvendelse af teknologi (total)



Figur B.7: Anvendelse af teknologi (total), sammenlignet med 2016



Figur B.8: Indhold af arbejde (total)



Figur B.9: Indhold af arbejde (total), sammenlignet med 2016

Litteratur

Acemoglu, D., et al. (2019). *The wrong kind of ai? artificial intelligence and the future of labor demand*. National Burea of Economic Reasearch.

Angrist, J. D., et al. (2008). *Mostly harmless econometrics - an empiricist's companion*.

Angrist, J. D., et al. (2012). Probit better than lpm? Retrieved from `http://www.mostlyharmlesseconometrics.com/2012/07/probit-better-than-lpm/`

Autor, D. (2015). *Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation*. Journal of Economic Perspectives—Volume 29, Number 3.

Autor, D., et al. (2006). *Measuring and interpreting trends in economic inequality: The polarization of the u.s. labor market*. American Economic Review 96(2):189-194.

Autor, D., et al. (2017). *Robocalypse now – does productivity growth threaten employment?*

Baumol, W. J. (1967). *Macroeconomics of unbalanced growth*. The American Economic Review, Vol. 57, No. 3.

Bellemare, M. F. (2015). A rant on estimation with binary dependent variables (technical). Retrieved from `http://marcfbellemare.com/wordpress/8951`

Berger, S., et al. (2017). *Various versatile variances: An object-oriented implementation of clustered covariances in r*. University of Innsbruck, Working Papers in Economics and Statistics.

Bessen, J. (2013). *Automation and jobs: When technology boost employment*. Law Economics Paper No. 17-09.

Bisen, V. S. (2019). How ai is creating jobs not killing them for low-skilled workers? Retrieved from `https://medium.com/vsinghbisen/how-ai-is-creating-jobs-not-killing-them-for-low-skilled-workers-e5c3fbed9de1`

Brynjolfsson, E., et al. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton Company.

Børne- og Undervisningsministeriet. (2020). Klare mål 1: Flere skal vælge en erhvervsuddannelse. Retrieved from `https://www.uvm.dk/statistik/erhvervsuddannelserne/klare-maal-for-eud-reformen/klare-maal-1-soegning-til-eud`

Cazes, S., et al. (2016). *Measuring and assessing job quality: The oecd job quality framework*. OECD Publishing, Paris.

Croissant, Y., et al. (n.d.). *Panel data econometrics in r: The plm package*. Journal of Statistical Software 27 (2).

Danmarks Statistisk. (2010). Danmarks statistiks fagklassifikation (disco-08), v1:2010. Retrieved from `https://www.dst.dk/da/Statistik/dokumentation/nomenklaturer/disco-08`

Dansk Metal. (2018). *Danmark i top 10 blandt robotnationer i verden*.

Dauth, W., et al. (2018). *Adjusting to robots: Worker-level evidence*.

effekter på det danske arbejdsmarked, A. (2017). *Isic rev. 3 technology intensity definition*.

Frey, C. B., et al. (2013). *The future of empoyment: How susceptible are jobs to computerisation?*

Goos, M., et al. (2003). *Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in britain*. The Review of Economics and Statistics Vol. 89, No. 1.

Humlum, A. (2019). *Robot adoption and labor market dynamics*.

Jones, G. R. (2007). *Organizational theory, design and change*.

Jäger, K. (2017). *Eu klems growth and productivity accounts 2017 release - description of methodology and general notes*.

Kaldor, N. (1961). *Capital accumulation and economic growth*.

Keynes, J. M. (1930). *Economic possibilities for our grandchildren*. Essays in Persuasion.

Keynes, J. M. (1939). *Relative movement of real wage and output*.

Kroszner, R. S. (2006). What drives productivity growth? implications for the economy and prospects for the future. Retrieved from `https://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/kroszner20060927a.html`

Lumley, T. (2011). *Complex surveys: A guide to analysis using r*.

McKinsey. (2017). *Automatiseringens effekter på det danske arbejdsmarked*.

OECD. (2019). *The future of work, oecd employment outlook 2019*. OECD Publishing, Paris.

Olsen, C. R. (2019). Flere unge skal vælge en erhvervsuddannelse. Retrieved from `https://www.danskerhverv.dk/presse-og-nyheder/nyheder/flere-unge-skal-valge-en-erhvervsuddannelse/`

Solow, R. M. (1956). *A contribution to the theory of economic growth*. The MIT Press.

Stehrer, R., et al. (2019). *Industry level growth and productivity data with special focus on intangible assets*.

Woolridge, J. M. (2016). *Introcutory econometrics: A moders approach*. Cengage Learning, Inc.