



SCHOOL OF
ECONOMICS AND
MANAGEMENT

Automation och regional ojämlikhet

En kartläggning över svenska kommuners mottaglighet för automation
och dess relation med genomsnittlig löneutveckling 2014–2018

av

Samuel Malmström Arfwedson

Januari 2022

Kandidatuppsats i Nationalekonomi

Handledare: Andreas Ek

Abstract

The purpose of this thesis is to examine the difference between Swedish municipalities susceptibility to automation and its impact on regional inequality during the period 2014-2018. The analysis is conducted in two steps. In the first step, a calculation of each municipality's average susceptibility to automation is made. This is done by applying estimates of the probability of occupations risk of automation developed by the OECD on each municipality's respective occupational composition. In the second step, in order to examine the relationship with regional inequality, these calculations are tested on three measures on the municipalities' average wage growth. The data points on occupations and wages have been collected from Statistics Sweden (SCB). The descriptive results from the first step show that the average municipality in Sweden has a susceptibility to automation of around 46%, where the difference between the municipality with the highest and lowest risk is 7 percentage points. Furthermore, the measures of automation do not have a significant relationship with the total average wage growth. However, it does seem to have a negative relationship with wage growth due to increasing salaries. Also, the change in municipalities susceptibility to automation has a negative relationship with wage growth due to reallocation between occupations with different salaries. The implications from these results suggest that there is some evidence for automation as a determinant of regional inequality measured as wage divergence between municipalities.

Keywords: automation, regional inequality, technology, wages, economic geography

Innehållsförteckning

1	Introduktion.....	1
1.1	Syfte	3
1.2	Metod och resultat	3
1.3	Upplägg	4
2	Litteraturöversikt.....	5
2.1	Centrala begrepp	5
2.2	Teknologi och efterfrågan på arbetskraft	6
2.2.1	Skill- och Task Biased Technological Change (SBTC/TBTC)	7
2.2.2	Jobbpolarisering	7
2.2.3	Prognoser och automatiseringens framtida effekter.....	8
2.3	Teknologi och utbud av arbetskraft.....	9
2.4	Automatisering och geografin	10
2.5	Tidigare forskning	10
3	Data.....	13
3.1	Sannolikhet för automation	13
3.1.1	Tekniska flaskhalsar	13
3.1.2	Survey of Adult Skills (PIAAC)	14
3.1.3	Konverteringsvägar	16
3.2	Sekundärdata och begränsningar.....	18
4	Metod.....	21
4.1	Oberoende variabler: automatisering	21
4.2	Beroende variabler: löneutveckling	22
4.3	Kontrollvariabler	23
4.4	Specifikation av modeller.....	25
4.4.1	Normalfördelning	26
4.4.2	Multikollinearitet.....	26
4.4.3	Heteroskedasitet	27
5	Resultat.....	28
5.1	Genomsnittlig kommunal automationsrisk	28
5.2	Genomsnittlig löneutveckling	31
5.3	Regressioner	33
6	Diskussion	36

6.1	Sammanfattning	36
6.2	Praktiska implikationer	38
6.3	Framtida forskning	39
7	Referenser	40
8	Appendix	45

1 Introduktion

Växande inkomstskillnader är ett ofta debatterat och omstritt ämne, men en typ av ojämlikhet som det inte talats lika mycket om har börjat bli en allt viktigare fråga; nämligen regional ojämlikhet¹. Regional divergens karaktäriserar idag många utvecklade ekonomier, vilket påverkar möjligheterna att upprätthålla anställningar och välstånd och är en process som skapar vinnande och förlorande områden (Iammarino, Rodriguez-Pose & Storper, 2019; Storper, 2018). De områden som släpar efter har enligt Rodríguez-Pose (2018) alltmer börjat anses som platser utan framtid och kan vara en viktig förklaring bakom växande populism, något han menar har territoriella snarare än sociala orsaker. Det som framförts som en avgörande faktor till den ökande regionala ojämlikheten är framkomsten av automatiseringsteknologi och hur den påverkar regionala arbetsmarknader (Citi, 2016; Nedelkoska & Quintini, 2018; OECD, 2020). Medan det finns en omfattande litteratur på hur automatisering bidrar till ökad inkomstojämlikhet genom sin påverkan på arbetsmarknaden (Acemoglu, 2002; Autor et al., 2006; Brynjolfsson & McAfee, 2015; Goldin & Katz, 2008) kan dessa effekter påverka lokala arbetsmarknader olika på grund av dess skillnader i näringslivsstruktur och sammansättning av arbetskraft (Henning et al., 2016). Detta har bland annat visats av Berger och Frey (2016) som konstaterade att regioner med en dominant tillverkningsindustri har påverkats negativt genom jobbförluster sedan 1980-talet, medan nya jobb som uppkommit till följd av teknologin har uppkommit i stora urbana områden. Denna process menar de kan illustreras av kända exempel i USA på vissa städers framgång och andras nedgång, där städer som Buffalo, Cleveland och Detroit som historiskt specialiserat sig på rutinmässigt arbete inom tillverkningsindustrin har falnat under de senaste decennierna. Denna utveckling bör ses med bakgrund av att teknologi som utvecklas idag är en del av vad vissa har kommit att kalla för den *digitala revolutionen* eller *tredje industriella revolutionen*, där yrkeslivet är ett område som förändras genom att maskiner utvecklas till att klara av vissa

¹ Notera att regional ojämlikhet i detta sammanhang avser "ett geografiskt område" och inte nödvändigtvis den administrativa enhet som ansvarar för vissa frågor inom ett län i Sverige.

uppgifter bättre än människan och medför att yrken försvinner, förändras eller uppstår (Brynjolfsson & McAfee, 2015). Detta ger stora möjligheter och ökat välstånd, men riskerar samtidigt att medföra betydande samhällsliga utmaningar. Att jobb ersätts på grund av nya teknologier är dock inte ett nytt fenomen och har setts tidigare genom historien. Keynes (1930) beskrev teknologisk arbetslöshet som en sjukdom men att den samtidigt är av övergående natur då det endast rör sig om en temporär missanpassning på arbetsmarknaden. Vad Brynjolfsson och McAfee (2015) menar däremot att skillnaden i jämförelse med tidigare tekniska omställningar är förändringstakten; den digitala teknologin förändras mycket snabbare än tidigare teknologier till följd av dess exponentiella natur² och denna missanpassning riskerar därför bli mer svårartad. En annan ny aspekt av dagens teknologi är den ökande användningen av artificiell intelligens (AI). Korinek och Stiglitz (2017) beskriver att konsekvenserna av AI potentiellt kan skilja sig från tidigare automatisering på grund av dess förmåga att alltmer lyckas efterlikna mänsklig intelligens. På så sätt menar de kan AI potentiellt kan ersätta jobb så snabbt att samhället inte hinner anpassa sig, och innovationerna kan möta motstånd för att individer vill skydda sin egen levnadsstandard³.

Förutsatt att automatiseringen slår olika geografiskt så finns det därmed anledning att anta att den regionala ojämlikheten till kan komma att förvärras. Enligt en rapport av McKinsey Global Institute (2019) så kommer de stora skillnader mellan områden som syns idag påverka huruvida samhällen har drivkraft nog att kunna kompensera för de jobb som kommer att försvinna till följd av automation i framtiden. I USA prognostiserar de att samma 25 storstäder och dess omkringliggande regioner kan komma att stå för 60% av jobbtillväxten fram till 2030, medan andra städer kommer se en blygsam jobbtillväxt och rurala regioner utplanade eller till och med negativ jobbtillväxt. OECD (2020) varnar dessutom för att COVID-19 och dess effekter kan innebära en acceleration av digitalisering och automatisering av jobb och därmed leda till mer abrupta förändringar till ännu starkare press på redan ansträngda områden.

Mot denna bakgrund belyses behovet av ytterligare förståelse kring samverkan av teknologisk utveckling, inkomstojämlikhet och ekonomisk geografi. Jämfört med en undersökning på nationell nivå finns det därför anledning att studera hur effekten av automatiseringen ser ut på

² Detta menar Brynjolfsson och McAfee (2015) beror på "Moore's lag" som är en observation av att antalet transistorer som får plats på ett chip fördubblas vartannat år.

³ Korinek & Stiglitz (2017) menar att när förändringarna är för snabba och ekonomin är för långsam med att anpassa sig så kan resultatet bli Patetoinneffektivt

lokal nivå. Detta kan visa på betydelsefulla heterogeniteter inom länder och ge en ytterligare och mer nyanserad förståelse för hur automatisering påverkar arbetsmarknaden.

1.1 Syfte

Syftet med denna uppsats är att undersöka automationens mottaglighet för svenska kommuner och dess påverkan på regional ojämlikhet under perioden 2014–2018. Målet är att observera på vilket sätt automatisering kan anses påverka lokala arbetsmarknader och om det kan vara en förklarande faktor till geografisk divergens. Ambitionen är att ge en fortsatt förståelse för konsekvenserna och framträdandet av automationsteknologi. Följande forskningsfrågor ämnar besvaras med denna uppsats:

- 1) Hur skiljer sig svenska kommuners genomsnittliga mottaglighet för automation?
- 2) Kan dessa skillnader i kommuners mottaglighet för automatisering förklara olikheter i kommuners lönetillväxt under perioden 2014–2018?

1.2 Metod och resultat

Undersökningen kommer att genomföras i två steg. Först räknas den genomsnittliga mottagligheten för automatisering ut på Sveriges 290 kommuner. Detta görs genom att kombinera uppskattningar från OECD över olika yrkens sannolikhet för att automatiseras med kommunernas respektive yrkessammansättning från Statistiska Centralbyrån (SCB). I det andra steget används dessa genomsnittliga mått på automationsnivån för att se om detta kan ses ha haft en effekt på skillnader i kommuners löneutveckling under perioden 2014–2018. Valet av denna period har gjorts delvis på grund av datarestriktioner, men också då det är av intresse att studera en period som ligger så nära som möjligt i tiden. Sambandet testas på tre olika mått på löneutveckling: 1) den totala genomsnittliga lönen, 2) genomsnittlig lön till följd av omfördelningar och 3) genomsnittlig lön till följd av löneökningar. Dessutom testas också huruvida förändringen av kommunernas mottaglighet för automatisering under perioden har påverkat dessa lönevariabler. Med ambitionen av att undkomma endogenitetsproblem och

komma närmare ett kausalt samband testas sambandet villkorligt på några kontrollvariabler som också erhållits från SCB.

De deskriptiva resultaten från det första steget i uppsatsen är att Sveriges kommuner i snitt har en automationsrisk på 45,7 % sjunker något, men håller sig i princip oförändrat mellan 2014 och 2018. Skillnaden mellan kommunen med högst respektive lägst risk 2014 är 7 procentenheter, med en standardavvikelse på ungefär 1%. Vidare så hittas ett negativt signifikant mellan den genomsnittliga nivån av mottaglighet för automatisering och genomsnittlig lön till följd av löneökningar men inget samband med den totala löneutvecklingen. Dessutom hittas också ett negativt samband mellan förändringen av mottagligheten för automatisering och löneförändringar till följd av omfördelningar. Det negativa resultatet på löneökningar visar att det finns visst fog för att skillnader i kommuners mottaglighet för automatisering har en påverkan på skillnader i löneutveckling mellan kommuner, och sambandet mellan förändringen av mottagligheten för automatisering och omfördelningar visar att de kommuner där individer byter till yrken med lägre mottaglighet för automatisering också ser högre löneutveckling. Det är ett resultat som indikerar delvis att variabeln för automation tycks kunna förklara skillnader i yrkens löneutveckling, men också som delförklaring till ojämlikhet mellan kommuner.

1.3 Upplägg

Uppsatsen organiseras enligt följande struktur: kapitel 2 presenterar en litteraturgenomgång som behandlar automatiseringens koppling till arbetsmarknaden och löner samt den geografiska dimensionen av denna koppling. Kapitel 3 presenterar och diskuterar den data som används. Kapitel 4 går igenom metoden som först beskriver uträknandet av variablerna och därefter presenterar regressionsmodellerna samt de tester som har gjorts på datan. Därefter redovisas resultaten i kapitel 5, först den deskriptiva statistiken från uträkningen av variablerna och därefter resultaten från regressionerna. I kapitel 6 förs en diskussion om implikationerna av dessa resultat, hur de relaterar till litteraturen samt vad det innebär för politiska åtgärder. Till sist diskuteras var framtida forskning kan ta vid.

2 Litteraturöversikt

Detta kapitel kommer att gå igenom litteraturen som behandlar automation och dess påverkan på arbetsmarknaden, på vilket sätt den har och antas påverka löneutvecklingen för yrken samt hur detta kan skilja sig åt geografiskt och påverka lokala arbetsmarknader. I 2.1 benas först några centrala begrepp ut och i 2.2 så redogörs för teorin om hur automationsteknologi anses påverka arbetsmarknaden, vad som observerats empiriskt och hur den förväntas påverka arbetsmarknaden i framtiden. 2.3 redogör för den geografiska aspekten och 2.4 tar upp tidigare forskning som har behandlat automationen och dess påverkan på lokala arbetsmarknader i en svensk kontext.

2.1 Centrala begrepp

När man talar om ny teknik och dess effekt på arbetsmarknaden används ofta flera olika begrepp: automatisering, digitalisering, datorisering och robotisering. Henning et al. (2016) menar att dessa begrepp kan samlas till en bred definition som handlar om hur mänskligt arbete tas över av ny teknik, men tillägger att digitalisering dock ofta har en bredare innebörd än automatisering och handlat om samhällets digitala omställning i sin helhet. Automatisering menar de kan sägas vara en delmängd av samhällets digitalisering, där begreppen är starkt relaterade och delvis ömsesidiga begrepp men som inte har en identisk innebörd. Automatisering menar de ska uppfattas i termer av att automatisera mänskligt fysiskt och intellektuellt arbete och idag handlar det främst om datoriseringslösningar, vilket därav gör att det stora fokuset idag ligger på *datorisering*. Datorisering menar de dock bör ses som ett led av tidigare mekanisering av produktionsprocesser som har setts i historien men som idag handlar om annan teknologi som klarar av nya uppgifter än tidigare. Som del av datoriseringsprocessen talar Frey och Osborne (2017) om maskininlärning och mobil robotik. Maskininlärning menar de handlar om olika delområden inom artificiell intelligens (AI) där utvecklingen av algoritmer tillåter att kognitivt arbete blir automatiserat, och mobil robotik

handlar om robotisering och till vilken grad datoriseringen kan utföra manuella uppgifter. Sammantaget är det alltså automatiseringens påverkan på produktionsprocesser, idag präglad av datorisering, som är av intresse för denna uppsats.

2.2 Teknologi och efterfrågan på arbetskraft

För att förstå hur automatiseringen påverkar arbetsmarknaden handlar det om att titta på hur den påverkar efterfrågan på jobb, där ny automatiseringsteknologi kan förändra efterfrågan av *skills* och *tasks* ("färdigheter" och "uppgifter") (Autor, Levy & Murnane, 2003). Autor, Levy och Murnane (2003) beskriver att yrken är sammansatta av olika färdigheter och uppgifter, men att denna sammansättning i sin tur ändras med tiden till följd av vad som kan utföras av teknologin. Idag menar de att datoriseringen har gjort att många rutinmässiga uppgifter kan automatiseras, men att uppgifter som å andra sidan bygger på exempelvis kreativitet och flexibilitet är svårare att automatisera med dagens teknologi. Detta menar de är ett exempel på hur arbete kan fungera som *substitut* eller *komplement* till nya tekniska lösningar, där substitut är yrken som till stor del består av uppgifter som kan ersättas av teknologin och komplement är yrken som kompletterar dessa lösningar med uppgifter som teknologin ännu inte kan automatisera.

Acemoglu & Restrepo (2019) bygger på detta uppgiftsbaserade ramverk, och talar om tre effekter som automatisering kan ha på efterfrågan av arbetskraft: en ersättnings-, produktivitets- eller återställande effekt. De menar att då produktion kräver att uppgifter utförs genom produktionsfaktorerna kapital eller arbetskraft, så kommer ny teknologi inte bara öka produktiviteten av kapital och arbetskraft utan också påverka allokeringen av uppgifter till dessa produktionsfaktorer. Ersättningseffekten förändrar produktionens uppgiftsinnehåll genom att kapital tar över uppgifter som tidigare utförts av arbetskraft och på så sätt reducerar det värde som tillförs av andelen arbetskraft till produktionen. Produktivitetseffekten innebär att efterfrågan på arbetskraft ökar i icke-automatiserade uppgifter, genom att den tillåter en mer flexibel allokering av uppgifter till produktionsfaktorerna och den återställande effekten innebär att nya uppgifter skapas där arbetskraften har en komparativ fördel gentemot tekniken.

2.2.1 Skill- och Task Biased Technological Change (SBTC/TBTC)

Vad Autor, Levy & Murnane (2003) visade empiriskt var hur andelen i arbetskraften som arbetar inom yrken med icke-rutinartade uppgifter ökat under lång tid och att denna utveckling har tenderat att öka efterfrågan på färdigheter som är komplementära med ny teknologi. Därmed har efterfrågan på högutbildad arbetskraft ökat då de innehaft dessa yrken, och samtidigt har efterfrågan minskat för den arbetskraft med mindre avancerade färdigheter som kräver lägre utbildningsgrad. Denna process har länge kallats för *Skill Biased Technological Change (SBTC)* där man antar att alla arbetare med stort humankapital anses gynnas av den teknologiska utvecklingen (Acemoglu, 2002). Den uppgiftsbaserade modell som föreslogs av Autor, Levy & Murnane (2003) visade däremot att det snarare än utbildning handlade om att teknologin påverkar efterfrågan på yrkesgrupper som utför vissa särskilda arbetsuppgifter. Detta har gjort att man på senare tid i stället har kommit att vidareutveckla resonemanget till att kalla processen för *Task Biased Technological Change (TBTC)*. Autor, Levy & Murnane (2003) belyser dock att den ökade efterfrågan på välutbildad arbetskraft till stor del har skett till följd av att den teknologiska förändringen har gynnat icke-rutinartat arbete, men att även dessa till viss del kan komma att automatiseras i framtiden. Processerna om hur efterfrågan på färdigheter och uppgifter förändras med teknologin menar de handlar framför allt om hur individer kan utvecklas till att bli komplement med ny teknik.

2.2.2 Jobbpolarisering

Vad som ytterligare har nyanserat bilden är att arbetsmarknaden i västvärlden på senare tid har observerats gå i en polariserande riktning, vilket upptäcktes på den amerikanska arbetsmarknaden sedan början på 90-talet (Autor et al., 2006) och på senare tid i flera europeiska länder, däribland Sverige (Goos & Manning, 2007; Goos, Manning & Salomons, 2009). Vad som observerades var att teknologins utveckling å ena sidan lett till en högre efterfrågan på individer med välbetalda, icke-rutinartade jobb med höga färdighetskrav, men samtidigt också lett till en ökad efterfrågan på jobb bland de lägst betalda med lägst färdighetkrav och icke-rutinmässiga, manuella arbetsuppgifter. På så sätt belyste de att jobben som främst anses ha försvunnit är de i mitten av lönedistributionen, som i hög grad präglas av rutinmässiga arbetsuppgifter, jobb som framför allt associeras med den lägre medelklassen. Trots att det råder mer eller mindre konsensus om jobbpolarisering, så ska det tilläggas att det

inte står helt oemotsagt där bl.a Oesch och Piccitto (2019) menar att det europeiska mönstret inte är så pass entydigt utan att vissa länder även upplever uppgraderande och medeluppgraderande mönster.

Förklaringarna bakom jobbpolarisering har inte heller undkommit kritik, och har gett upphov till en hel del akademisk debatt. Vad Goos och Manning (2007) konstaterade var att tillväxten i de högkvalificerade jobben kan förklaras med hjälp av TBTC-teorin men inte för tillväxten i de mindre kvalificerade låglönejobben. Alternativa förklaringar till teknisk förändring som orsak till polariseringsmönstret har fokuserat på globalisering och offshoring eller inkomstojämlikhet. Goos, Manning och Salomons (2009) sammanfattar argumentet för globalisering av att framför allt medelinkomstjobben, ofta inom tillverkningsindustrin, flyttats till låglöneländer och argumentet för inkomstojämlikhet att efterfrågan av arbetare med lägre färdigheter i ökande grad består av arbetare som tillhandahåller tjänster för de rika. De ser dock inte stöd för dessa teorier empiriskt utan lutar sig i stället mot den teknologiska utvecklingen som förklaringsmodell. Även institutioner och förändringar i sociopolitiska åtgärder samt demografiska faktorer har förts fram som alternativa förklaringar. Henning och Eriksson (2021) sammanfattar de potentiella institutionella faktorerna som försvinnandet av policys för löneåttstramningar, försvagandet av fackföreningar och outsourcing av jobb inom offentlig sektor men även att allt fler jobb har tillkommit inom omsorgsyrken som inte är särskilt teknikkänsliga och förekommer bland både hög- och låglönejobb, vilket framfördes av (Dwyer, 2013). De demografiska faktorerna rör sig till stor del av att invandrare tenderar att rekryteras till serviceyrken med lägre färdighetskrav (Daunfeldt, Johansson & Westerberg, 2018).

2.2.3 Prognoser och automatiseringens framtida effekter

I ambitionen av att försöka se hur automationen kan tänkas påverka den framtida arbetsmarknaden byggde Frey och Osborne (2017) vidare på ramverket presenterat av Autor et al (2003) som klassificerade arbetsuppgifters innehåll för att undersöka datoriseringens inverkan på arbetsmarknaden. Medan detta ramverk visade hur datorer har fungerat som substitut för arbetskraft i många rutinmässiga uppgifter och uppvisat stora komplementariteter med arbetskraft som utför kognitiva och icke-rutinmässiga uppgifter, så menade Frey och Osborne (2017) att vidden av vad datorer klarar av under 2000-talet har expanderat till att även kunna substituera för icke-rutinmässiga uppgifter, vilket hade inneburit att den

uppgiftsbaserade modellen inte längre är tillräcklig. För att kunna uppskatta den nya teknologins påverkan på framtidens jobb identifierar de i stället de yrken som innehåller ett stort inslag av tekniska flaskhalsar, dvs uppgifter som är svåra att automatisera med hjälp av dagens teknologi (mer om detta i kapitel 3.1). Uppskattningarna av Frey och Osborne har dock enligt många visat sig överskatta sannolikheten för automation och kritiserats för delar av sin metod (Arntz, Gregory & Zierahn, 2016; Coelli & Borland, 2019; McKinsey Global Institute, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018). Senare studier, däribland Nedelkoska och Quintini (2018) adapterar dock fortfarande idén om tekniska flaskhalsar, men modifierar metoden. Med ramverket av tekniska flaskhalsar så tycks dock varken Frey och Osborne (2017) eller Nedelkoska och Quintini (2018) hitta bevis för att automatisering även kommer att påverka vissa yrken med högre färdighetskrav i högre utsträckning. Det grundläggande mönstret tycks i stället vara att framtidens automatisering är en negativ funktion av nivå av färdigheter och lön, något som Nedelkoska och Quintini (2018) även bekräftar empiriskt på Tyskland och Storbritannien. Dessa upptäckter menar de indikerar hur denna våg av automatisering kan komma att vara *skill-biased*, alltså gynna yrken med högre krav på färdigheter. Givet att det är automatiseringen som har förklarat de mönster som har observerats av jobbpolarisering, så kan detta betyda att denna trend är av övergående natur om dessa prognoser visar sig stämma.

2.3 Teknologi och utbud av arbetskraft

För att dagens arbetare ska kunna tillgodogöra sig de nya jobb som Acemoglu och Restrepo (2019) beskrev att automatisering kan skapa genom den återställande effekten så krävs det att arbetskraftsutbudet anpassar sina färdigheter och utbildning till att kunna utföra jobb som är komplementära till den nya teknologin. För att klara denna omställning betonar de vikten omskolning av arbetare inom jobb med uppgifter som riskerar att automatiseras, och att detta annars hotar möjligheterna att profitera från framstegen i teknologin. Processen har av Goldin och Katz (2008) formulerats som *kapplöpningen mellan utbildning och teknologi*, där risken är att om utbildningen av arbetskraftsutbudet halkar efter de teknologiska framstegen, så riskerar inkomstjämligheten att öka genom att efterfrågan på dessa nya jobb stiger snabbare än utbudet. På så sätt tar endast vissa delar av arbetskraften nytta av alltmer ökande löner, medan andra inte får ta del av utvecklingen.

2.4 Automatisering och geografin

I västvärlden har en trend av regional ojämlikhet observerats sedan 1980-talet, vilket bröt en lång period av konvergens (Ganong & Shoag, 2012; Rosés & Wolf, 2021). Detta trendbrott har enligt vissa berott på att missanpassningen i färdigheter och utbildning gentemot den nya teknologin har tagit en geografisk dimension, där datoriseringen sedan 1970/80-talet har lett till att vissa områden varit mer gynnade av utvecklingen än andra (Berger & Frey, 2016; Lin, 2011). Lin (2011) visade på rollen av agglomerationsekonomier i denna process, där städer med höga initiala nivåer av högre utbildad humankapital och diversifierad industri har varit bättre på att attrahera nya jobb. Detta hänger ihop med att agglomeration medför positiva externaliteter i förmågan att befrämja innovation och sänka barriärerna och kostnaderna för kunskapsöverföring mellan individer och företagsnätverk, vilket har varit gynnsamma kvalitéer för denna teknologi (Iammarino, Rodriguez-Pose & Storper, 2019). Berger och Frey (2016) visade hur skiftet i efterfrågan på färdigheter som datoriseringen medförde kan förklara mönstret av jobbskapande i amerikanska städer sedan 1980-talet. De differentierade mellan färdigheter baserat på vilka uppgifter de använt, vilket går ihop med Autor, Levy och Murnanes (2003) terminologi om hur datorer substituerar för arbetskraft i rutinmässiga uppgifter och är komplementära abstrakta uppgifter. De menade att de städer som hade utrustats med abstrakta färdigheter, kunde på 1980/90-talet adaptera datoriseringen genom att skapa substantiellt mer nya jobb, relativt de städer som specialiserat sig på rutinmässigt eller manuellt arbete. Detta menar de framför allt har medfört att metropolitiska städer har gynnats medan framför allt städer specialiserade inom tillverkningsindustri som har en hög grad av rutinmässigt arbete har missgynnats.

2.5 Tidigare forskning

Frey & Osborne (2017) uppskattade att 47% av jobb i USA riskerade att automatiseras de kommande två decennierna och metoden applicerades på Sverige av bland annat Fölster (2014) som uppskattade att Sverige var än mer mottagligt för automation med en risk på 53%. Som beskrivet tidigare så har Frey och Osbornes (2017) metod modifierats, där Arntz, Gregory och Zierahn (2016) och Nedelkoska och Quintini (2018) uppskattade i sin studie på

OECD-länder att endast 7% respektive 8% av Sveriges jobb står inför hög risk att automatiseras. Arbetsförmedlingen i Sverige har i sin tur uppskattat att 21% av dagens arbetade timmar i Sverige kommer att automatiseras kommande 10 år (Arbetsförmedlingen, 2020) baserat på en liknande metod från McKinsey Global Institute (2017).

När det kommer till de geografiska skillnaderna i automatisering så visade Nedelkoska och Quintini (2018) att det råder stor geografisk skillnad mellan länder där endast 6% av jobben i Norge hade en hög risk att automatiseras som kan jämföras med 33% i Slovakien.

Anledningen till detta menar de beror på delvis att länder som Slovakien har en relativt större andel av anställda i tillverkningsindustrin, men också på grund av att arbetsuppgifterna skiljer sig åt mellan länderna inom nominellt likartade branscher och yrken. Enligt en rapport publicerad av OECD (2020) så hittade man än mer variation om man tittar på skillnader mellan provinser (40% Västra Slovakien och 4% i regionerna runt Oslo). Men man menade att till och med på denna geografiska nivå så underskattas hur automation kan variera mellan samhällen, där det även råder stora skillnader inom dessa provinser. Som exempel på detta så tar de upp Kanada, där provinsen Brittiska Columbia har nästan 15% skillnad mellan dess ekonomiska regioner som löper högst respektive lägst risk.

I en svensk kontext så har det släppts några rapporter på prognoser över hur automatiseringen kan komma att se olika ut i olika städer och regioner (Henning et al., 2016; Pernemalm & Hergren, 2015). I en rapport tog Kairos Future (2015) fram ett mått på automatiseringsrisken i Sveriges kommuner med utgångspunkt i Frey och Osbornes (2017) metod och kartlagde hur hög andel av jobben som väntas försvinna till följd av automatisering i kommunerna. De kom fram till att städer som kunskapspets- och pendlingskommuner till storstäderna (runt 40% sannolikhet) var lindrigt drabbade men att mindre industrikommuner och handelskommuner var hårt drabbade (över 60% sannolikhet). Henning et al. (2016) använde också prognoserna av Frey och Osborne för att titta på automatiseringens på dess omvandlingstryck på regionala arbetsmarknader, men med fokus på Västra Götaland och Skåne.

Vidare så har jobbpolariseringen som diskuterades i 2.2.2 observerats i Sverige i ett flertal studier (Åberg, 2015; Adermon & Gustavsson, 2015; Goos, Manning & Salomons, 2009). Åberg (2015) menar dock att skiftet till mönstret av jobbpolarisering skedde runt millennieskiftet medan Adermon och Gustavsson (2015) spårar den längre tillbaka. Båda attribuerar denna utveckling främst till automatisering som den viktigaste drivkraften. Henning & Eriksson (2021) identifierade en länk mellan arbetsmarknadspolarisering och

regional divergens i Sverige under perioden 2002–2012 där de visade att det finns betydande spatial heterogenitet mellan kommuner som ligger bakom polariseringsmönstret. En av de mer troliga förklaringarna till detta mönster ansåg de var att kommuner som har höga andelar av jobb inom tillverkningsindustrin som inte kräver en universitetsexamen är särskilt troliga att ha upplevt polarisering. De pekar alltså framför allt på faktorer som förknippas med automatisering, men utesluter inte andra förklaringar.

Sammanfattningsvis så tycks inte en geografisk undersökning av automatiseringens effekter i Sverige ha gjorts baserat på andra studier än Frey och Osbornes (2017), vilket kan ha gett en överdriven bild över hur mottagliga kommunerna är för automatisering. Det tycks inte heller ha gjorts en direkt koppling mellan hur hög en kommuns mottaglighet för automatisering är och hur detta relaterar till kommuners relativa löneutveckling.

3 Data

I detta kapitel så presenteras den data som använts i undersökningen. 3.1 diskuterar de undersökningar som ligger till grund för hur sannolikheten för yrkens automatisering har räknats ut och 3.2 beskriver hur dessa sannolikheter har konverterats till att kunna appliceras på en svensk kontext. 3.3 redogör för den data som ligger till grund för uträkningarna av variablerna samt för de kontrollvariabler som används för den statistiska analysen.

3.1 Sannolikhet för automation

Som tidigare nämnt har ett flertal studier specifikt försökt att mäta automation genom att uppskatta hur stor sannolikhet olika yrken har att automatiseras. Detta gjordes först av Frey och Osborne (2017) som utvecklade en ny metod som möjliggjorde en sådan uppskattning. Trots att nästkommande undersökningar dragit ner uppskattningarna väsentligt så använder de fortfarande viktiga inslag av deras metod. Därför presenteras först hur Frey och Osborne genomförde sin studie för att därefter visa problemen med den och hur Nedelkoska och Quintini (2018) modifierade uppskattningarna.

3.1.1 Tekniska flaskhalsar

Kärnan i Frey och Osbornes (2017) metod var att identifiera så kallade ”tekniska flaskhalsar” som utvecklare av automationsteknologi möter (inom maskininlärning och mobil robotik). Med tekniska flaskhalsar menar de uppgifter som i dagens kändedom är svåra att automatisera och där människan fortfarande har en fördel gentemot teknologin. För att förstå vilka dessa tekniska flaskhalsar är, intervjuade dem experter där de visade en lista på 70 yrken och deras beskrivning av yrkesuppgifter från den amerikanska yrkesdatabasen O*NET (Occupational Information Network). De yrken där alla experterna var överens om att alla uppgifter kunde automatiseras klassificerades 1 och de som endast kunde automatiseras delvis klassificerades

0. Därefter använde de O*NET igen för att se detaljerade beskrivningar av jobbuppgifter där de fokuserade framför allt på 9 beskrivningar (variabler) som stämde överens med de 3 tekniska flaskhalsar som identifierats av experterna. Flaskhalsarna som identifierades var perception och manipulation, kreativ intelligens och social intelligens (se tabell 1). Exempel på sådana egenskaper är förmågan att effektivt förhandla komplexa sociala relationer, omtänksamhet för andra eller uppmärksamma kulturella känsligheter, kreativitet och komplext resonerande eller förmågan att genomföra fysiska uppgifter i en ostrukturerad arbetsmiljö. Med hjälp av en logistisk regression och en algoritm fick de sedan fram en förutsägelse utanför urvalet för alla 702 yrken där de uppskattade att 47% av alla anställda i USA 2010 löpte hög risk för automation (över 70%).

*Tabell 1: Faktorer som utgör flaskhalsar för datorisering enligt Frey och Osborne baserat på databasen O*NET⁴*

Teknisk flaskhals	O*NET variabel
Perception and manipulation	Finger dexterity
	Manual dexterity
Creative intelligence	Originality
	"Fine arts"
Social intelligence	Social perceptiveness
	Negotiation
	Persuasion
	Assisting and caring for others

Källa: Frey och Osborne (2017)

3.1.2 Survey of Adult Skills (PIAAC)

Senare studier har visat för att Frey och Osbornes yrkesbaserade tillvägagångssätt har lett till överskattning av andelen jobb som riskerar automation. Detta menar Arntz, Gregory & Zierahn (2016) är på grund av att Frey och Osborne gör antagandet om att det är hela yrken som automatiseras snarare än enskilda jobbuppgifter. De argumenterar att det medförde att yrken kan vara mindre i riskzonen att automatiseras bort i sin helhet då arbetare specialiserar sig i uppgifter som inte kan automatiseras lika enkelt. Arntz, Gregory & Zierahn, (2016)

⁴ Not: engelsk originalformulering presenteras för att inte förvränga den exakta formuleringen

undersöker graden av risk för automation i 21 OECD-länder, men tar hänsyn till heterogeniteten hos arbetares jobbuppgifter inom yrken. Nedelkoska och Quintini (2018) bygger sedan vidare på denna idé och utvidgar till 32 OECD-länder.

Vad som möjliggjorde det uppgiftsbaserade tillvägagångssättet, var att båda undersökningar utnyttjade Survey of Adult Skills (PIAAC). Undersökningen är en produkt av programmet PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies) och mäter kunskaper och färdigheter av arbetande vuxna (16–65 år) (OECD, 2019). För att replikera Frey och Osborne så nära som möjligt jämförde Nedelkoska och Quintini (2018) manuellt Frey och Osbornes 70 märkta yrken och de 440 yrkesklasser som fanns i PIAAC-datan. Därefter jämförde de jobbuppgifterna i PIAAC som korresponderade de tekniska flaskhalsarna som Frey och Osborne identifierade. Här beskriver de att variablerna matchar men att det inte är en perfekt övergång, där det största problemet är att det inte fanns någon fråga i PIAAC angående jobbaspekter som har att göra med ”assistera och ta hand om andra” (assisting and caring for others), vilket påverkar många sysselsatta inom vård. En konsekvens av detta menar de är att sannolikheten för automation för jobb som innefattar denna variabel kommer att överskattas, men att det till viss del kan fångas upp utav andra variabler för social intelligens. Vad de anser vara den viktiga skillnaden mellan metoden av att använda PIAAC-datan jämfört med O*NET är att den erbjuder data på individnivå på jobbuppgifter och kan därför ta hänsyn till heterogeniteten av jobbuppgifter inom yrken.

Datan är begränsad till Kanada, då Nedelkoska och Quintini (2018) menar att de erbjuder ett betydligt större urval jämfört med andra länder i PIAAC och tillåter på så sätt en bättre identifiering av Frey och Osbornes 70 yrken. Även om det inte finns någon direkt anledning att tro att sättet som flaskhalsarna är relaterade till risken för automation skiljer sig mellan länder, så medger Nedelkoska och Quintini (2018) att det är möjligt att Kanadas specifika industriella struktur och dess position i den globala värdekedjan kan influera resultatet. De hänvisar dock till studien av Arntz, Gregory och Zierahn (2016) som har testat om det finns någon skillnad mellan länder, där de kommer fram till att alla variabler utom ”problem-solving simple” (variabeln som är översatt från Frey och Osborne’s ”Originality”) har samma tecken och signifikans på koefficienterna. Nedelkoska och Quintini (2018) menar att trots nackdelarna som fortfarande ska hållas i åtanke, så väger fördelarna med att göra uppskattningen på bättre definierade yrken och större urval tyngre.

De finner därefter att samtliga tekniska flaskhalsar är signifikanta faktorer bakom automatisering, men i olika utsträckning där planera för andra, sälja, influera, kommunicera och rådgivning tycks vara de viktigast bestämmande faktorerna bakom automatisering. På detta sätt fick de också fram en prediktion om sannolikheten för yrkens automatisering och är de resultat som ligger till grund för undersökningen i denna uppsats.

3.1.3 Konverteringsvägar

Klassificeringen av yrken från Nedelkoska och Quintini (2018) är gjorda utefter den internationella yrkesklassifikationen ISCO-08⁵. Den ligger till grund för den svenska SSYK-2012⁶ och strukturen och uppbyggnad är densamma med en hierarkisk indelning med fyra nivåer (Statistiska Centralbyrån, 2021a). Under varje nivå finns ett antal klasser och i tabell 2 framgår antalet klasser på varje nivå enligt uppställning.

Tabell 2: Klassificering i fyra nivåer och antalet klasser på varje nivå

Nivå/kod	SSYK 96	SSYK 2012	ISCO-08
Yrkesområde/Ensifternivå	10	10	10
Huvudgrupp/Tvåsifternivå	27	46	43
Yrkesgrupp/Tresifternivå	113	147	130
Undergrupp/Fyrsifternivå	355	429	436

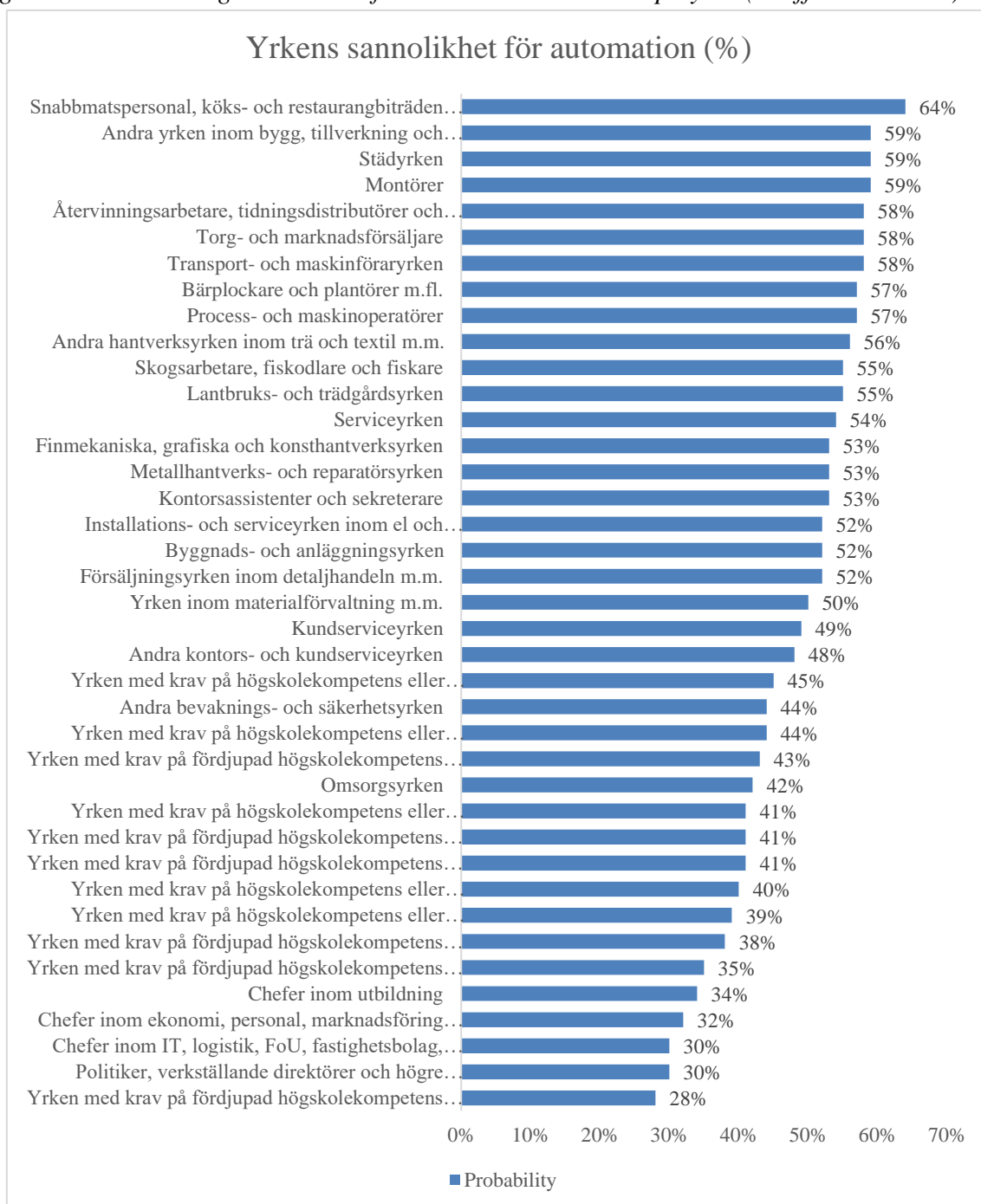
Källa: Statistiska Centralbyrån (SCB, 2021)

Konverteringsnycklarna som SCB tillhandahåller ges på 4-sifernivå och Nedelkoska och Quintinis (2018) sannolikheter presenterades endast på 2-sifernivå (huvudgrupp). De flesta grupperna har en uppenbar motsvarighet, men i vissa fall får en bedömning göras över vilka huvudgrupper som stämmer bäst överens. I figur 6 i appendix A presenteras hur denna konvertering har gjorts. Efter konverteringen så kan de genomsnittliga sannolikheterna för automation presenteras i termer av den svenska klassificeringen SSYK-2012 enligt figur 1.

⁵ International Standard Classification 2008, framtagen av den Internationella arbetsorganisationen (ILO)

⁶ Standard för svensk yrkesklassificering 2012, framtagen av Statistiska Centralbyrån (SCB)

Figur 1: Genomsnittlig sannolikhet för automation beroende på yrke (2-siffernivå SSYK)



Källa: Survey of Adult Skills (PIAAC) 2012, 2015 (Nedelkoska & Quintini, 2018). Yrkesgrupperna översatta från ISCO-08 till SSYK-2012 på 2-siffernivå.

Nedelkoska och Quintini (2018) noterar några generella mönster från dessa sannolikheter. För det första så är huvudgrupperna med högst sannolikhet för automatisering yrken som generellt sätt inte kräver några särskilda färdigheter eller utbildning: snabbmatspersonal, montörer, tillverkning, återvinningsarbetare och städare. Detta följs av yrken som kräver åtminstone en kortare utbildning och har främst gemensamt att en stor del av arbetsuppgifterna är att

interagera med maskiner, framför allt inom tillverkningsindustrin: transport- och maskinförare, jordbruksarbetare, process- och maskinoperatörer osv. Därefter kommer kategorin av yrken som kräver en hög nivå av utbildning och träning och som kräver en hög nivå av social interaktion och där finns professionella yrkesmän, chefer och omsorgsyrken. Med undantaget för några yrken så som omsorgsyrken där det inte krävs en högre utbildning så menar de att sannolikheterna visar en relativt enformig minskning i risken av automation som en funktion av nivå av färdigheter.

3.2 Sekundärdata och begränsningar

I princip samtliga data är hämtad från Statistiska Centralbyrån (SCB) för samtliga 290 kommuner för uträkningen av de beroende och oberoende variablerna samt kontrollvariablerna. Hur variablerna av intresse räknas ut och hur kontrollvariablerna väljs presenteras i metodkapitlet.

Oberoende variabler

För uträkningen av den oberoende variabeln på genomsnittlig mottaglighet för automatisering så används yrkesstatistik på 3-siffernivå över anställda i Sverige i åldern 16–65 uppdelat på kommunnivå (Statistiska Centralbyrån, 2021a). Denna data är begränsad till att endast studeras under en 4-års period (2014–2018). Anledningen till begränsningen är att SCB genomförde en omklassificering av yrken från SSYK-96 till SSYK-2012 och en jämförelse med 2014 och åren innan (2001–2013) kan därför inte göras (Statistiska Centralbyrån, 2021a). Den nya klassificeringen genomförde de med anledning av att bättre spegla dagens yrken och klassificeringarna skiljer sig därför allt för mycket. I tabell 2 framgår det att SSYK-96 endast har 27 huvudgrupper jämfört med SSYK-2012 som har 46, vilket hade betytt ett bortfall av 19 grupper, en hopslagning av så många grupper hade gjort en jämförelse problematisk, då sannolikheterna ges i ISCO-08 som överensstämmer med SSYK-2012. Valet av att ta tidsperioden mellan 2014–2018 var därför av flerfaldigt: SSYK-2012 speglar dagens yrken bättre, sannolikheterna i som används är anpassade efter dessa yrken men också för att 2014–2018 är en bättre tidsperiod då det ligger närmare i tiden.

I genomsnitt har kommunerna 7 % av sina jobb klassificerade som ”yrken okänd”. Denna andel räknas bort i uträknandet av kommunernas genomsnittliga sannolikhet. Dessutom

räknas även militäryrken bort eftersom de inte har en tilldelad sannolikhet för automatisering. Detta kan också innebära vissa felmarginaler, men är en viktig åtgärd då det annars hade inneburit att regementsstäders automationsrisk hade underskattats kraftigt.

Variabeln främst av intresse för att undersöka om automatisering kan anses ha påverkat löneutvecklingen är den initiala nivån av mottaglighet för automatisering, alltså år 2014. Men då detta kan ha förändrats under perioden och därmed påverka löneutvecklingen så undersöks även hur förändringen av denna nivå har skett fram till slutet av perioden, 2018. Denna förändring som har skett är ett mått på hur kommuner har omfördelat sin yrkessammansättning mellan mer och mindre mottagliga yrken. Om automationsrisken har minskat så kan det tolkas som att människor totalt sett har bytt jobb inom kommunens yrken från ett mer riskabelt jobb till ett mindre riskabelt jobb. En ökning hade inneburit det motsatta. Ett problem är dock att det finns en risk att individer går från ett yrke med risk för automatisering till arbetslöshet. I brist på data över arbetslöshet på kommunnivå från SCB så har data från Arbetsförmedlingen hämtats till detta ändamål över det totala antalet inskrivna arbetslösa mellan 16–64 år i varje kommun mellan Januari 2014 och Januari 2018. Vad som bör noteras är dock att det finns vissa skillnader mellan Statistiska centralbyråns (SCB) Arbetskraftsundersökningen (AKU) och Arbetsförmedlingens (Af) verksamhetsstatistik över inskrivna arbetslösa (se Statistiska Centralbyrån (2016)).

Beroende variabler

För att uppskatta de regionala skillnaderna till följd av genomsnittlig automationsrisk i Sveriges kommuner så används kommuners genomsnittliga löneutveckling som beroende variabel. Då den genomsnittliga löneutvecklingen kan bero på flera faktorer, så är ambitionen att se på vilket sätt som automatiseringen kan anses påverka löneutvecklingen. För att åstadkomma detta så utgår denna uppsats enligt en modell där den genomsnittliga löneutvecklingen kan bero på två faktorer: 1) individer inom kommunen byter jobb mellan yrken med olika lönenivå eller 2) det sker en förändring av lönenivån för befintliga yrken inom kommuner⁷. Problemet är dock att SCB inte har statistik över löner för specifika yrken på kommunnivå. För att kringgå detta problem så appliceras respektive yrkes genomsnittliga lön som finns tillgängligt på nationell nivå på varje kommuns yrkessammansättning för att

⁷ Detta bygger på ett antagande om att det inte finns fler faktorer som kan påverka genomsnittslönen, vilket i verkligheten inte stämmer då en individ exempelvis kan gå ner eller upp i antal arbetade timmar.

kunna räkna ut en slags kommun-specifik variabel som avgör huruvida kommunen kan anses vara en låg- eller höglönekommun. Detta innebär dock ett orealistiskt antagande om att skillnaden i lön är konstant för alla yrken mellan kommuner⁸ och innebär sannolikt att vissa viktiga skillnader i hur lönen skiljer sig åt mellan kommuner försvinner.

Tre olika dataset från SCB används för uträkningen av dessa variabler, samtliga under perioden 2014-2018 för att matcha perioden för genomsnittlig automatisering: 1) den totala genomsnittliga lönen för varje kommun över anställda som kan redovisa lön i åldern 18–66 år (Statistiska Centralbyrån, 2021b), 2) antalet anställda inom olika yrken enligt SSYK-2012 på 3-siffernivå mellan 16–64 år för varje kommun (Statistiska Centralbyrån, 2021a) och 3) den genomsnittliga månadslön för yrken enligt SSYK-2012 upp till 66 år på nationell nivå (Statistiska Centralbyrån, 2021c). Det saknas löneinformation från 7 yrken under perioden⁹ och det går att notera viss diskrepans i ålder från SCB:s data. Detta kan påverka resultatet något, men rör sig troligtvis om mindre felmarginaler.

Kontrollvariabler

Till modellen har några kontrollvariabler använts för att undvika endogenitetsproblem i analysen av sambandet mellan automatisering och löneutvecklingen. Kriterierna och motiveringen till valet för dessa variabler redogörs i 4.3.2 under metodkapitlet, men de görs också inom ramen för den data som finns tillgänglig på kommunnivå och för perioden 2014–2018. Den data ligger till grund för uträkningen av dessa variabler erhålls från Statistiska Centralbyrån (2022b) över: 1) folkmängden efter ålder, 2) befolkning efter utbildningsnivå och 3) utrikesfödda. Därefter så används också en kommungruppsindelning av SKR (2021) för att avgöra vilken typ av kommun det rör sig om. De består av tre huvudgrupper: A) storstäder och storstadsnära kommuner, B) större städer och kommuner nära större stad och C) Mindre städer/tätorter och landsbygdskommuner.

⁸ Antagandet förklaras som att om individer i kommun X tjänar 13% mer än i kommun Y, så är den skillnaden konstant för *alla* yrken, exempelvis så hade det inneburit att både byggingenjörer och sjuksköterskor tjänar 13% mer i kommun X än i Y, även om det i praktiken kanske skiljer sig 20% för byggingenjörerna och 4% för sjuksköterskor.

⁹ Dessa yrken är chefer inom utbildning, chefer och ledare inom trossamfund, terapeuter inom alternativmedicin, brevbärare och postterminalarbetare, förtroendevalda, fiskodlare och fiskare samt torg- och marknadsförsäljare. De flesta av dessa yrken har dock generellt sett få till inga anställda och påverkar därför den genomsnittliga lönen för varje huvudgrupp ytterst lite. Den problematiska är dock ”brevbärare och postterminalarbetare” som är ett vanligt förekommande yrke, vilket gör att löneutvecklingen för huvudgruppen 44 ”andra kontors- och kundserviceyrken” helt avgörs utav löneutvecklingen för ”Biblioteks- och arkivassistenter m.fl.”

4 Metod

Detta kapitel börjar med att i 4.1 och 4.2 beskriva de uträkningar som görs för att få fram de oberoende och beroende variablerna. I 4.3 ges därefter en specifikation av den modell som används för att ta reda på sambandet mellan variablerna samt redogör för de tester och statistiska förberedelser som har gjorts. Databehandlingen görs först i Microsoft Excel och den statistiska analysen i Stata.

4.1 Oberoende variabler: automatisering

En kommuns genomsnittliga mottaglighet för automatisering erhålls genom att applicera sannolikheterna från Nedelkoska och Quintini (2018) som är konverterade till SSK-2012 på data från Statistiska Centralbyrån (2021a) över kommunernas yrkessammansättning. Yrkessammansättningen sammanställs först till 2-siffernivå för att kunna ställas mot sannolikheterna, så varje yrkesgrupp behöver slås ihop till 43 huvudgrupper. Varje kommuns genomsnittliga mottaglighet räknas därefter ut av ekvationen:

$$A_{k,t-1} = \sum_y Aut_y \cdot \frac{n_{y,k,t-1}}{N_{k,t-1}} \quad (1)$$

Där $A_{k,t-1}$ är ett genomsnitt på hur hög automationsrisk respektive kommun har år 2014. Aut_y står för den genomsnittliga mottagligheten för en yrkesgrupp har som antagits vara konstant över tid och plats, dvs automationsrisken är densamma för varje år och skiljer sig inte beroende på kommun. $n_{y,k,t-1}$ står för det antal individer som är anställda i ett yrke inom en kommun år 2014 och $N_{k,2014}$ anger det totala antalet anställda i kommunen 2014. Detta görs för samtliga 290 kommuner och görs på samma sätt för 2018 för att kunna se hur förändringen har skett under perioden.

4.2 Beroende variabler: löneutveckling

Tre variabler på genomsnittlig löneutveckling kommer att räknas ut: 1) genomsnittlig lön per kommun, 2) genomsnittlig lön till följd av omfördelningar och 3) genomsnittlig lön till följd av löneökningar. Härledningar till ekvationerna 3 och 4 finns i appendix.

Total genomsnittlig lönetillväxt per kommun

Den totala genomsnittliga lönetillväxten per kommun finns att hämta direkt från SCB och räknas ut genom att ta den procentuella förändringen under perioden 2014–2018 enligt ekvationen:

$$g_{\bar{w}_k} = \frac{\bar{w}_{k,t} - \bar{w}_{k,t-1}}{\bar{w}_{k,t-1}} \quad (2)$$

Där $\bar{w}_{k,t}$ är ett genomsnittligt mått på lönetillväxten för varje kommun 2018 och $\bar{w}_{k,t-1}$ för 2014, utan yrkeskomponent.

Genomsnittlig lönetillväxt till följd av omfördelningar

För att se hur stor del av den genomsnittliga löneutvecklingen beror på att individer inom kommunen byter jobb mellan yrken med olika lönenivåer så räknas det ut enligt formeln:

$$\Delta \bar{w}_{k,t}^{RA} = \sum_y (\gamma_{y,k,t} - \gamma_{y,k,t-1}) \cdot \bar{w}_{y,k,t} \quad (3)$$

Där $\gamma_{y,k,t}$ är andelen arbetare inom ett visst yrke i en viss kommun 2018, $\gamma_{y,k,t-1}$ är andelen 2014 och $\bar{w}_{y,k,t}$ är den genomsnittliga lönen för ett visst yrke, i en viss kommun 2018 (räknas ut enligt ekvation 11 i appendix). Alltså förändringen i andelen av respektive yrke givet lönen för dessa 2018. Lönetillväxten till följd av omfördelningar ges då av:

$$g_{\bar{w}_k}^{RA} = \frac{\Delta \bar{w}_{k,t}^{RA}}{\sum_y (\gamma_{y,k,t-1} \cdot \bar{w}_{y,k,t-1})} \quad (4)$$

Genomsnittlig lönetillväxt till följd av löneförändringar

För att å andra sidan se hur stor del av den genomsnittliga löneutvecklingen som beror på förändringar av lönenivån för befintliga yrken inom kommuner ges det av ekvationen:

$$\Delta \bar{w}_{k,t}^{WC} = \sum_y \gamma_{y,k,t-1} (\bar{w}_{k,t} - \bar{w}_{k,t-1}) \quad (5)$$

Där $\gamma_{y,k,t-1}$ är andelen arbetare inom ett visst yrke i en viss kommun 2014 och $\bar{w}_{k,t}$ är den genomsnittliga lönen i en viss kommun 2018 och $\bar{w}_{k,t-1}$ är motsvarande för 2014. Alltså förändringen i lön givet andelen inom respektive yrke i början på perioden. Lönetillväxten till följd av löneökningar ges då av:

$$g_{\bar{w}_k}^{WC} = \frac{\Delta \bar{w}_{k,t}^{WC}}{\sum_y \gamma_{y,k,t-1} \bar{w}_{k,t-1}} \quad (6)$$

4.3 Kontrollvariabler

I strävan efter att hitta ett kausalt samband mellan den oberoende och beroende variablerna så krävs ett bemötande av de endogenitetsproblem som uppstår, i detta fall framför allt i form av utelämnade variabler (*Omitted variable bias*). Endogenitet som uppkommer till följd av utelämnade variabler beskriver Angrist och Pischke (2014) medför att regressionerna blir partiska, där effekten av de saknade variablerna riskerar att tillskrivas dem som är inkluderade i modellen. På så sätt menar de kan hypotestesterna om betavärdena inte längre kan anses tillförlitliga. Alltså krävs att några kontrollvariabler inkluderas i modellen för att kunna undvika dessa problem. Valet av dessa kontrollvariabler görs utifrån de kriterier som Angrist och Pischke (2014) beskriver. De menar att variablerna delvis ska kunna vara bestämmande faktorer till den beroende variabeln men också vara korrelerat med den oberoende variabeln. En ytterligare viktig aspekt som Angrist och Pischke (2014) betonar är att dessa variabler måste väljas med hänsyn till att undvika dåliga kontrollvariabler. Detta menar de är variabler som i sig själva kan tänkas vara beroende variabler och därmed ett utfall av den oberoende variabeln som ska testas. En bra kontrollvariabel är i stället variabler som kan tänkas ske utan inverkan av den oberoende variabeln. Variablerna ska alltså kunna vara en potentiellt förklarande faktor bakom ett samband mellan en kommuns genomsnittliga mottaglighet för

automatisering och löneutveckling, men samtidigt inte vara en tänkbar konsekvens av automatisering.

Kontrollvariablerna som har inkluderats i modellen har till viss del gjorts med utgångspunkt i Henning och Erikssons (2021) undersökning på svenska kommuners lönemönster, men med hänseende till Angrisk och Pischkes (2014) kriterier för vad som utgör bra och relevanta kontrollvariabler. Med detta sagt så finns det även variabler som är svåra att hitta data på eller är svåra att mäta som inte har kunnat inkluderas i modellerna. De valda variablerna har gjorts utifrån vad som finns tillgängligt på geografisk nivå och för perioden 2014–2018 och är framför allt hämtade från SCB. Exempel på andra variabler är globalisering och offshoring som har förts fram som en alternativ förklaring till löneutvecklingen som kan likna den av automatisering, eller vissa institutionella faktorer så som skillnader i förhandlingsförmåga.

Andel av den arbetsföra befolkningen med en kandidatexamen (2014) och förändringen av den arbetsföra befolkningen med en kandidatexamen. Sannolikheten för automation har konstaterats i stort vara högre för yrken som kräver lägre utbildning, och lägre sannolikheter för yrken som kräver högre utbildning (Nedelkoska & Quintini, 2018). Detta gör att måttet på automatisering som är beräknat utefter kommunernas yrkessammansättning, riskerar att i stället spegla ett samband mellan graden av utbildning och lönetillväxt i kommunen. Som mått på graden av utbildning i kommunerna används andelen av den arbetsföra befolkningen med en kandidatexamen och förväntas vara positivt korrelerad med lönetillväxt och negativt korrelerad med automatisering. Även förändringen av andelen används som också bör vara negativt korrelerat med automatisering och positivt korrelerat med lönetillväxt. Variabeln har fått fram genom att dividera summan av antalet personer med kandidatexamen mellan 16–66 år med den totala arbetsföra befolkningen i samma ålder.

Andelen pensionärer (2014) och förändringen i andelen pensionärer. En hög andel pensionärer innebär en mindre andel arbetsföra befolkning, och därmed en mindre andel som bidrar till kommunens genomsnittliga lön. En ökande andel pensionärer kan innebära en lägre genomsnittlig lön för en kommun då det medför att individer som är i slutet på sin karriär, och som troligtvis i snitt har högre lön än yngre, går ur arbetskraften. En hög andel pensionärer eller en ökning av pensionärer kan därför tänkas innebära en negativ korrelation med lönetillväxt och positiv korrelation med automation. Variabeln räknas ut som andelen av kommuners totala befolkning som är över 66 år gamla.

Andelen utlandsfödda invånare (2014, %) och förändringen av andelen utlandsfödda invånare. Då invandrare har visat sig framför allt få jobb inom yrken som kräver lägre färdigheter, ofta inom serviceindustrin (Daunfeldt, Johansson & Westerberg, 2018) så kan en kommun med en hög andel utrikesfödda eller en ökande andel tänkas vara negativt korrelerat med lönetillväxt och positivt med automatisering. Variabeln är uträknad genom att använda data från SCB över antalet utlandsfödda i kommunen och dividera det med folkmängden i kommunen.

Storstäder och storstadsnära kommuner (kategorivariabel). Som diskuterats i litteraturen av bland annat Lin (2011) så har stora städer ansetts vara de områden som lockar nya jobb som tillkommer till följd av ny teknologi till följd av agglomerationseffekter. Som mått på städer som kan tänkas gynnas av detta har valet blivit att använda kommungruppsindelningen av SKR (2021) där ”Storstäder och storstadsnära kommuner” används som kategorisk variabel. Denna huvudgrupp innefattar ”Storstäder” och ”Pendlingskommun nära storstad”¹⁰.

4.4 Specifikation av modeller

Syftet är att testa om den variabel som har räknats ut över kommuners genomsnittliga mottaglighet för automatisering har haft ett samband med löneutvecklingen under 2014–2018. Detta görs genom att köra några linjära regressioner mellan variablerna på automatisering på variablerna för löneutvecklingen. Dessa regressioner kan specificeras som:

$$g_{\bar{w}_k} = \beta_0 + \beta_1 A_k + \beta_2 \Delta A_k + \delta X_k + \varepsilon_k \quad (7)$$

$$g_{\bar{w}_k^{RA}} = \beta_0 + \beta_1 A_k + \beta_2 \Delta A_k + \delta X_k + \varepsilon_k \quad (8)$$

$$g_{\bar{w}_k^{WC}} = \beta_0 + \beta_1 A_k + \beta_2 \Delta A_k + \delta X_k + \varepsilon_k \quad (9)$$

Observationerna är i praktiken strukturerade som tvärsnittsdata där analysenheter är 290 svenska kommuner, då förändringarna är uträknade utifrån hela perioden och inte för varje år.

¹⁰ Storstäder (A1) – kommuner med minst 200 000 invånare varav minst 200 000 invånare i den största tätorten och Pendlingskommun nära storstad (A2) – kommuner där minst 40% av nattbefolkningen pendlar till arbete i en storstad eller storstadsnära kommun (SKR, 2021).

Anledningen till att datan inte analyseras som paneldata är att tidsperioden är så pass kort där värdet av att se skillnaderna för varje år tycks begränsad. Variablerna på automation som ska testas är A_k som är nivån av automationsrisk i respektive kommun i början av perioden (2014) och ΔA_k är förändringen av automationsrisken mellan 2014 och 2018. X_k är en sammanfattande term för de kontrollvariabler som används och ε_k avser de icke-observerbara feltermerna i modellen. Beta (β_1) är koefficienten för nivån av automationsrisk, β_0 är konstanten, β_2 är koefficienten för förändringen av automationsnivån och δ är en vektor med koefficienter för kontrollvariablerna. k står för en given kommun.

4.4.1 Normalfördelning

För att se om feltermerna (ε_k) i regressionerna är normalfördelade görs ett Jarque-Bera test som visar om datan är har skewness/kurtosis (snedhet/toppighet). Under nollhypotesen är feltermerna att anse som ungefärligt normalfördelade (Dougherty, 2016). På en signifikansnivå på 5 procent kan feltermerna från regressionerna anses vara normalfördelade i fallet för total genomsnittlig löneutveckling, men inte för omfördelning eller löneökningar som båda framför allt lider av hög kurtosis, men löneökningar även av skewness. Kurtosis innebär att fördelningen har flera extremvärden och skewness innebär att residualerna är snedfördelade. Detta kan innebära missvisande p-värden som kan leda till typ-I fel, men eftersom ett stort antal observationer används (290) kan dock ett antagande göras om att residualerna är approximativt normalfördelade enligt centrala gränsvärdessatsen. Detta kontrolleras med en qq-plot som illustrerar att residualerna ligger längs den 45-gradiga linjen och indikerar därmed att residualerna kan anses vara normalfördelade. Resultatet av testerna samt qq-ploten redovisas i tabell 7 respektive figur 5 och 6 i appendix.

4.4.2 Multikollinearitet

Ett problem som kan uppstå vid multipel regressionsanalys är multikollinearitet vilket kan medföra svårigheter att urskilja den enskilda effekten av de korrelerade variablerna på den beroende variabeln och koefficienterna kan förändras oregelbundet vid små förändringar i modellen (Dougherty, 2016). Detta är särskilt viktigt i detta fall då det riskerar att ge ogiltiga resultat för individuella oberoende variabler för att undersöka detta så upprättas både en

korrelationsmatris och även ett formellt *VIF-test* görs (Variance Inflation Factor) som redovisas i tabell 8 och 9 i appendix. Som gräns för vad som kan anses som tecken på multikollinearitet menar Dougherty (2016) är runt 10, vilket ingen variabel överstiger. Vid en anblick på korrelationsmatrisen så indikerar variablerna för andelen med kandidatexamen samt dummyvariabeln för kommungrupp A båda en hög korrelation med nivån av automatisering som på -0,76 och -0,41. På grund av denna höga korrelation så körs några olika kombinationer av variablerna i regressionerna för att belysa effekten av dessa variabler.

4.4.3 Heteroskedasitet

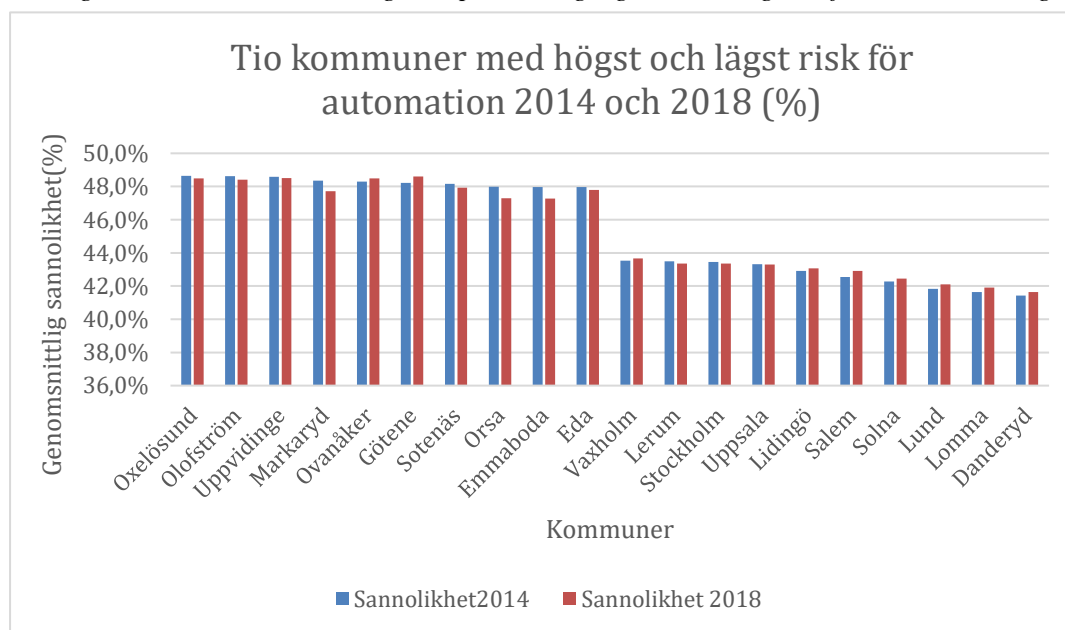
Att testa för heteroskedastitet innebär att man ser huruvida variansen av feltermerna kan anses vara konstanta eller ej över observationerna. Om den inte är det så kommer standardfelen av uppskattningarna av regressionen bli missvisande (Dougherty, 2016). Ett Breush-Pagan-Godfrey test görs av denna anledning, där feltermerna under nollhypotesen kan anses vara homoskedastiska och därmed konstanta. På en signifikansnivå på 5 procent kan inte nollhypotesen förkastas och regressionen för den totala lönetillväxten kan därför anses vara homoskedastisk. Däremot lider både regressionen för löneförändringar och omfördelningar av heteroskedasitet och vilket medför att OLS-estimatoren blir ineffektiv. Därmed används robusta standardfel för dessa två regressioner vilket är en viktad regression som tilldelar varje observation en vikt baserat på dess varians av dess inpassade värde, och regressionerna kan anses vara effektiva (Dougherty, 2016). I tabell 10 i appendix redovisas resultaten från Breush-Pagan-Godfrey testen.

5 Resultat

Denna undersökning är uppdelad i två steg: 1) en deskriptiv kartläggning i skillnader i kommuners mottaglighet för automatisering och 2) en analys i hur dessa skillnader kan förklara skillnader i löneutveckling. I de första två delkapitlen presenteras de deskriptiva resultaten. I 5.1 presenteras resultaten av hur stora skillnaderna är i nivån av automationsrisk mellan kommunerna samt hur den har förändrats under perioden och 5.2 redovisar löneutvecklingarna. 5.3 redovisar sedan resultaten från regressionerna.

5.1 Genomsnittlig kommunal automationsrisk

Figur 2: Kommuner med högst respektive lägst genomsnittlig risk för automatisering



Källa: Egna uträkningar baserat på Statistiska Centralbyrån (2021a) och sannolikheter av Nedelkoska och Quintini (2018)

I figur 2 så presenteras de tio kommuner med högst och lägst automationsrisk 2014 och hur de har utvecklats till 2018. Tabell 3 visar översiktlig statistik för samtliga kommuner båda åren samt hur utvecklingen har skett under perioden.

Tabell 3: Statistik över automationsrisken 2014 och 2018 samt hur den har utvecklats

	2014	2018	Förändring
Medel	45,73%	45,71%	-0,01%
Median	45,77%	45,69%	-0,01%
Std. Av	0,0122	0,0116	0,0029
Min	41,42%	41,64%	-0,93%
Max	48,65%	48,61%	0,69%

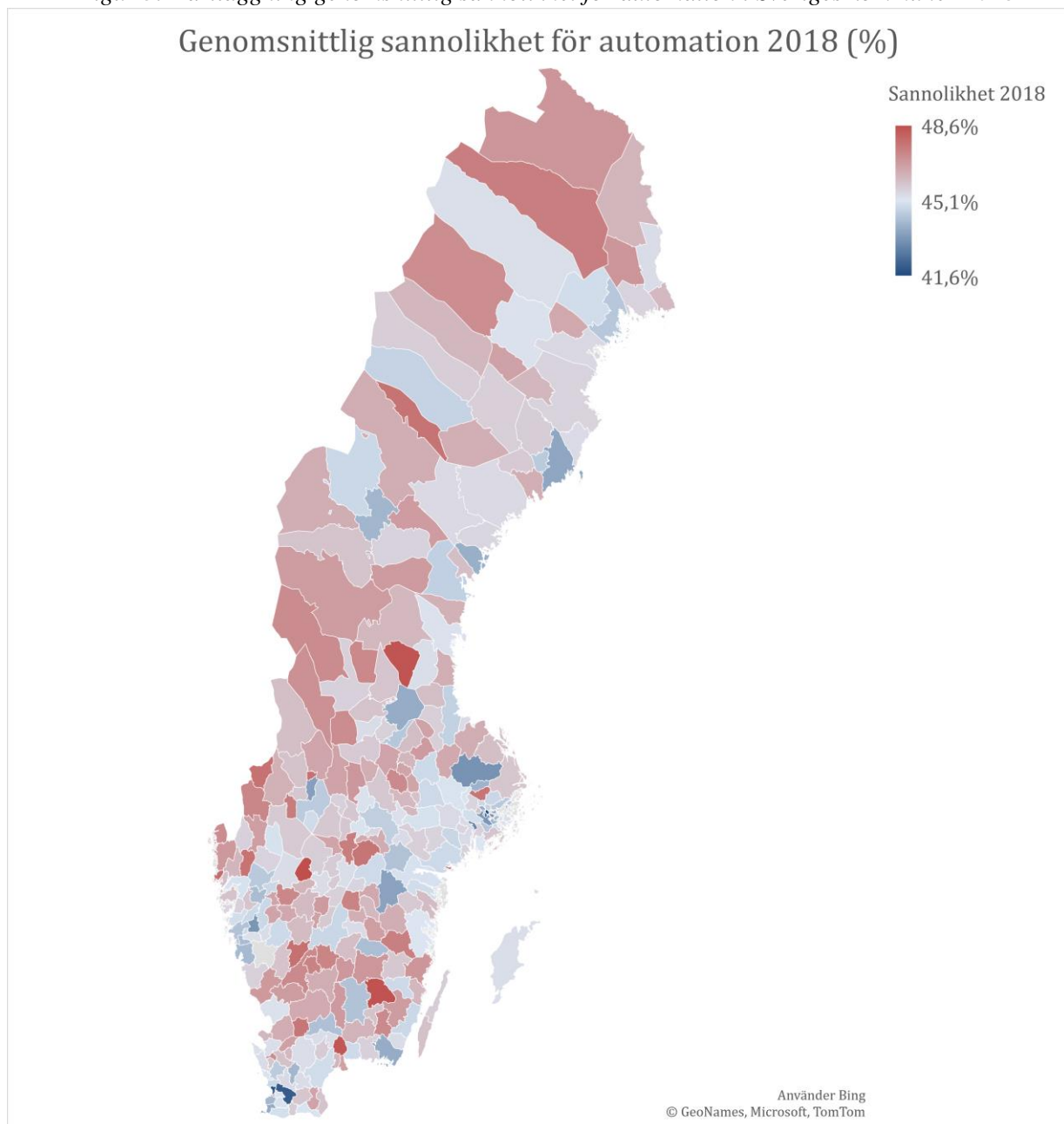
Källa: Egna uträkningar baserat på Statistiska Centralbyrån (2021a) och sannolikheter av Nedelkoska och Quintini (2018)

En snabb tolkning av figur 2, utan att dra några direkta slutsatser, är att de kommuner med högre risk för automation tycks vara mindre samhällen med hög andel industrijobb (järnverket SSAB är största arbetsgivare i Oxelösund och Volvo Cars har sin produktionsanläggning för karosseridelar i Olofström). En liten kommun med stor andel av dessa jobb kommer rimligtvis se en hög genomsnittlig sannolikhet för mottaglighet av automatisering. De kommuner med lägre risk tycks vara vissa relativt rika kommuner och/eller pendlarkommuner som Danderyd, Lomma, Lidingö, Vaxholm och Solna. Även universitetsstäderna Lund och Uppsala återfinns här.

Vad som antydats av staplarna över skillnaderna mellan 2014 och 2018 är möjligtvis att kommunerna med högre automationsrisk generellt ser en sjunkande grad och kommunerna med lägre automationsrisk ser en något ökande grad. Från tabell 3 så framgår att mönstret i stora drag är att automationsrisken har sjunkit marginellt, eller i princip stått still (-0,03%). Vad som är viktigt att ha i åtanke när man tittar på detta är att då risken för automation är konstant i tiden så handlar förändringen i automationsrisk handlar om en *reallokeringsseffekt*, där en minskning betyder att arbetstagare omfördelats till mindre automationskänsliga yrken. Vidare så är uträkningarna baserade på den arbetande befolkningen och tar inte hänsyn till om individer går från ett yrke med hög automationsrisk till arbetslöshet under perioden. För att kontrollera att detta främst rör sig om omfördelning mellan yrken och inte till arbetslöshet, så görs en enkel regression som redovisas i tabell 11 i appendix som visar att förändringen i automatisering i stället är negativt korrelerade med förändringen i arbetslöshet. Detta är förvisso inte tillräckligt för att kunna utesluta att individer kan ha gått över till arbetslöshet i kommunerna, men ger en fingervisning om att det troligtvis inte är något större problem.

Tabell 3 visar vidare att Sveriges kommuner i genomsnitt har en automationsrisk på ungefär 46% och att det skiljer sig 7 procentenheter mellan kommunen med högst och lägst risk vilket gäller mer eller mindre för både 2014 och 2018. Standardavvikelsen ligger på ungefär 1,2% 2014 och gick ner till 1,1% 2018 vilket ger en antydning om att skillnaderna mellan kommuner blir mindre. Genom att analysera låddiagram så framgår det att 2014 har fem uteliggare med lägre automationsrisk, vilket är de som syns i figur 2 (Salem – Danderyd). 2018 rör det sig om samma fyra utom Salem men också en uteliggare i det övre skiktet (Götene).

Figur 3: Kartläggning genomsnittlig sannolikhet för automation i Sveriges kommuner 2018



Källa: Egna uträkningar baserat på Statistiska Centralbyrån (2021a) och sannolikheter av Nedelkoska och Quintini (2018)

Figur 3 är en kartläggning över automationsrisken fördelat på kommunnivå 2018 och ämnar ge en överblick över hur bilden ser ut generellt sett över Sveriges kommuner. Rött symboliserar en högre automationsrisk och blått en lägre. En generaliserad analys av bilden är att områdena vid kusterna och runt Sveriges tre största städer, Stockholm, Göteborg och Malmö har relativt låga automationsnivåer medan att kommuner inåt landet i exempelvis Smålandsområdet och Norra Mellansverige har något högre nivåer.

5.2 Genomsnittlig löneutveckling

I tabell 4 nedan redovisas lönetillväxten för yrkenas huvudgrupper (2-siffernivå) i riket, kommunernas genomsnittliga lönetillväxt samt lönetillväxten till följd av omfördelning av yrken och löneökningar. Dessutom så redovisas även förändringen av arbetslöshet i kommunerna, då lönestatistiken endast inkluderar den arbetande befolkningen. Figur 4 ger därefter en översikt över hur löneutvecklingen skett för yrken i sin helhet.

Tabell 4: Lönetillväxter under perioden 2014-2018

	Lönetillväxt, yrken (%)	Lönetillväxt, kommun (%)	Lönetillväxt omfördelning, kommun (%)	Lönetillväxt löneökningar, kommun (%)
Medel	9,67%	12,11%	-0,27%	10,09%
Median	9,56%	12,04%	-0,25%	10,11%
Std. Av	0,0288	0,018	0,008	0,002
Max	18,12%	17,87%	2,76%	9,07%
Min	1,90%	6,87%	-3,94%	10,73%

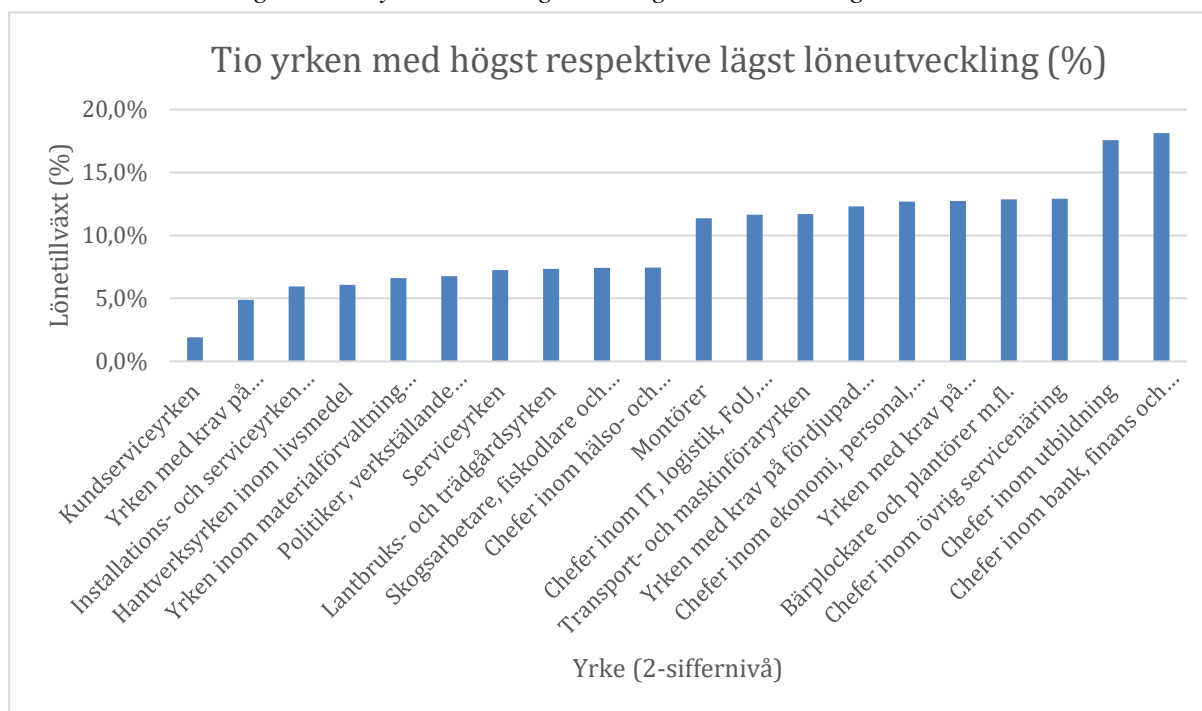
Källa: Egna uträkningar baserat på Statistiska Centralbyrån (2021a, 2021b, 2021d)

Som tabell 4 visar så var den genomsnittliga lönetillväxten 12% i kommunerna. Detta består framför allt av löneökningar som i genomsnitt har växt med 10%, medan lönetillväxten till följd av omfördelningar i genomsnitt har sjunkit något (-0,27%). Det framgår att den totala genomsnittliga lönetillväxten är högre än summan av löneökningar och omfördelningar och har även större standardavvikelse mellan kommuner. En del av förklaringen kan vara att det

saknas löneinformation om ett antal yrken, men det visar att de uträknade lönevariablerna troligtvis är underskattade. Lönetillväxten generellt för yrken, oavsett kommun, har en relativt sett högre spridning vilket också framgår i figur 4 nedan.

Källa: Statistiska Centralbyrån (2021c)

Figur 4: Tio yrken med högst och lägst löneutveckling 2014-2018



I figuren så ges en snabb överblick vilka yrken som har utvecklats starkast respektive svagast i relativ bemärkelse. Yrkena som utvecklats över snittet (9,7%) består av flera yrken som uppskattats ha haft relativt låg risk för automatisering som yrken med krav på högskolekompetens eller motsvarande, chefer och politiker. Dock syns även yrken som har uppskattats som högre risk, däribland montörer och transport- och maskinföraryrken. De med lägst lönetillväxt å andra sidan består till stor del av yrken med relativt hög automationsrisk, men även lågriskyrken som politiker och verkställande direktörer samt yrken med krav på högskolekompetens inom IT, ljud- och ljusteknik återfinns här. Detta ger en indikation på att det möjligtvis finns ett visst fog för att mer automatiserbara yrken har sett en relativt sett lägre löneutveckling, men knappas ett självklart samband vilket troligtvis kommer att påverka analysen av kommunerna.

5.3 Regressioner

I tabellerna nedan så redogörs för sambanden mellan variablerna för automatisering på de tre olika variablerna för lönetillväxt. Sex regressioner görs på vardera lönevariabel, delvis i syfte att se hur automationsvariablerna ändrar sig när de högst korrelerade kontrollvariablerna läggs till men också för att illustrera hur variablerna påverkar ensamt.

Tabell 5: Regressioner på total lönetillväxt (WT)

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Automatisering	-0.431*** (0.088)		-0.271*** (0.090)	-0.083 (0.090)	0.128 (0.130)	0.136 (0.125)
Utrikes, andel			0.018 (0.018)	-0.015 (0.018)	0.008 (0.018)	-0.016 (0.018)
Pensionärer, andel			0.004* (0.002)	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.006** (0.002)
D. Automatisering		1.131*** (0.361)	0.582 (0.370)	0.284 (0.351)	0.339 (0.365)	0.175 (0.351)
D. Arbetsföra kandidat, andel			0.623*** (0.185)	0.263 (0.184)	0.410** (0.187)	0.181 (0.185)
D. Utrikes födda, andel			-0.122 (0.096)	-0.078 (0.090)	-0.084 (0.094)	-0.061 (0.090)
D. Pensionärer, andel			-0.083*** (0.031)	-0.090*** (0.029)	-0.084*** (0.030)	-0.089*** (0.029)
Kommungrupp A				0.019*** (0.003)		0.017*** (0.003)
Arbetsföra kandidat, andel					0.113*** (0.027)	0.069** (0.027)
Konstant	0.318*** (0.040)	0.121*** (0.001)	0.241*** (0.041)	0.158*** (0.041)	0.042 (0.063)	0.047 (0.060)
Observationer	290	290	290	290	290	290
R-squared	0.077	0.033	0.170	0.270	0.218	0.286

Standardfel i parentes

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

På den totala lönetillväxten så syns inget signifikant samband med variablerna för automatisering. Signifikansen för nivån av automatisering försvinner helt när antingen variabeln för utbildning eller kommungrupps-dummin läggs till, vilket visar att dessa variabler tycks förklara skillnader i den totala lönetillväxten mellan kommuner under perioden bättre än automatisering. Däröver tycks förändringen av andelen pensionärer, dvs en åldrande befolkning, ha ett starkt negativt signifikant samband, medan andelen pensionärer verkar ha ett positivt samband.

Tabell 6: Regressioner på löneökningar (WC)

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Automatisering	-0.043*** (0.016)		-0.052*** (0.014)	-0.055*** (0.016)	-0.120*** (0.021)	-0.119*** (0.021)
Utrikes, andel			-0.011*** (0.003)	-0.010*** (0.003)	-0.009*** (0.003)	-0.010*** (0.003)
Pensionärer, andel			0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
D. Automatisering		-0.060 (0.053)	-0.075 (0.054)	-0.071 (0.054)	-0.034 (0.053)	-0.039 (0.053)
D. Arbetsföra kandidat, andel			-0.021 (0.029)	-0.017 (0.030)	0.015 (0.029)	0.008 (0.031)
D. Utrikes födda, andel			-0.003 (0.015)	-0.004 (0.015)	-0.010 (0.014)	-0.009 (0.014)
D. Pensionärer, andel			0.004 (0.004)	0.004 (0.004)	0.004 (0.004)	0.004 (0.004)
Kommungrupp A				-0.000 (0.000)		0.001 (0.000)
Arbetsföra kandidat, andel					-0.019*** (0.004)	-0.020*** (0.004)
Konstant	0.120*** (0.007)	0.101*** (0.000)	0.127*** (0.007)	0.128*** (0.007)	0.160*** (0.010)	0.160*** (0.010)
Observationer	290	290	290	290	290	290
R-squared	0.042	0.005	0.162	0.162	0.238	0.241

Robusta standardfel i parentes

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

På löneökningar så syns däremot ett tydligt negativt samband med nivån av automatisering även villkorligt på samtliga kontrollvariabler. Koefficienten kan tolkas som att 1% högre nivå av automatisering innebär -0,12% lägre löneökningar, allt annat lika. Förändringen i automationsnivån har däremot inte ens en signifikant påverkan ensamt på löneökningar. Ser man till kontrollvariablerna har förändringen av andelen utrikesfödda ett tydligt negativt samband men också för andelen med kandidatexamen, vilket framstår som ett högst tvivelaktigt resultat. Troligtvis beror detta på det starka sambandet mellan automationsnivån och andelen kandidatexamen som framgår i korrelationsmatrixen (se tabell 10 i appendix). Genom att testa dess påverkan ensamt med löneökningar så återfinns inte ett signifikant samband, men blir signifikant när automationsvariabeln läggs till. Detta tyder på att den höga korrelationen mellan variablerna kan ha medverkat till en missvisande koefficient.

Tabell 7: Regressioner på omfördelningar (RA)

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Automatisering	-0.098** (0.045)		-0.090** (0.043)	-0.034 (0.042)	0.046 (0.073)	0.048 (0.072)
Utrikes, andel			-0.014 (0.009)	-0.023** (0.009)	-0.017** (0.008)	-0.024** (0.009)
Pensionärer, andel			-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)
D. Automatisering		-0.363** (0.153)	-0.587*** (0.163)	-0.676*** (0.155)	-0.669*** (0.160)	-0.717*** (0.156)
D. Arbetsföra kandidat, andel			0.106 (0.096)	-0.003 (0.099)	0.033 (0.103)	-0.033 (0.104)
D. Utrikes födda, andel			-0.095** (0.040)	-0.082** (0.040)	-0.082** (0.039)	-0.076* (0.040)
D. Pensionärer, andel			0.017 (0.013)	0.015 (0.012)	0.017 (0.013)	0.015 (0.012)
Kommungrupp A				0.006*** (0.002)		0.005*** (0.002)
Arbetsföra kandidat, andel					0.038*** (0.015)	0.026* (0.014)
Konstant	0.042** (0.020)	-0.002*** (0.000)	0.043** (0.020)	0.018 (0.019)	-0.025 (0.035)	-0.023 (0.035)
Observationer	290	290	290	290	290	290
R-squared	0.023	0.019	0.118	0.169	0.150	0.182

Robusta standardfel i parentes

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Till sist så framgår det av regressionen med lönetillväxt till följd av omfördelningar mellan yrken verkar ha ett negativt signifikant samband med förändringen av automatiseringsnivån. Tolkningen av koefficienten är att 1% högre förändring av automationsnivå i en kommun innebär -0,72% lägre lönetillväxt till följd av omfördelningar, allt annat lika. Vidare så tycks sambandet med den initiala automationsnivån försvinna när dummyvariabeln för kommungrupp eller andelen kandidatexamen läggs till precis som för den totala lönetillväxten. Även andelen utrikesfödda samt förändringen av utrikesfödda tycks ha en negativ påverkan på lönetillväxten till följd av omfördelningar.

Av värdena på värdena på R^2 från regressionerna som visar hur stor procent av variationen i lönetillväxt som kan förklaras av variablerna i regressionerna, så framgår hur den är relativt låg för modellerna och indikerar på att det finns betydligt fler variabler som krävs för att förklara skillnader i kommuners lönetillväxt framför allt i fallet av omfördelningar som har en särskilt hög oförklarad varians.

6 Diskussion

6.1 Sammanfattning

Sammanfattningsvis så har denna uppsats först kartlagt hur skillnaderna ser ut mellan svenska kommuners genomsnittliga mottaglighet för automatisering, och därefter testat om dessa skillnader kan anses ha haft ett samband med kommunernas löneutveckling under perioden 2014–2018. Resultaten från den första delen är deskriptiva och ämnar ge en överskådlig bild över situationen, medan den andra delen strävar till att se om det kan påvisas en kausal länk mellan automatisering och regional ojämlikhet. Motiveringen till uppsatsen är delvis att det saknas undersökningar som har tittat på automatiseringens effekter på geografisk nivå i Sverige som inte är baserad på Frey och Osbornes (2017) sannolikheter. Därtill har även studier på relationen mellan automatisering och regional ojämlikhet i Sverige varit knapp.

Från den deskriptiva delen i uppsatsen så går det att konstatera att den genomsnittliga kommunen i Sverige har en mottaglighet för automatisering på ungefär 46% med en skillnad på 7 procentenheter mellan kommunen med högst och lägst risk i början av perioden. Detta hinner inte ändra sig mycket under till 2018, utom möjligtvis att mottagligheten i snitt har sjunkit något och att skillnaderna har blivit något mindre mellan kommunerna. Resultaten liknar de som Kairos Future (2015) kom fram till i sin rapport, nämligen att framför allt kunskapsspetskommuner som Lund eller pendlingskommuner som Danderyd var lindrigt drabbade av automatiseringens effekter, medan industrikommuner som Oxelösund och Olofström var hårdare drabbat. Vad som kan konstateras är dock att skillnaderna är betydligt högre i Kairos Future (2015) resultat, där skillnaden mellan kommunen med högst och lägst risk i rapporten var 23,3%.

En vidare viktig aspekt är att det mått som har använts i uppsatsen på vardera kommuns genomsnittliga mottaglighet för automatisering inte ska tolkas som att det är hela 46% av jobben i en kommun som kommer försvinna, utan i stället som hur stor del av arbetsuppgifterna i kommunen som kan komma att automatiseras. Som framgick i figur 1 så

har i nästan alla yrken en sannolikhet att automatiseras över 30%, där 46% är inte ett extremt värde utan snarare motsvarar den genomsnittet. Det bör i stället ses som ett slags genomsnittligt mått för hur mottaglig arbetskraften som helhet i kommunerna är för omvandlingstrycket av automatisering, där ett lägre värde innebär en högre motståndskraft gentemot den nya teknologin och vice versa.

Vad som därmed blir intressant är att se hur dessa skillnader i motståndskraft mellan kommuner kan tänkas vara en förklarande faktor bakom regional ojämlikhet, i detta fall mätt på hur kommunernas genomsnittliga löner har divergerat under perioden. Resultaten i denna uppsats på detta samband har varit blandade. Tre mått på genomsnittlig lönetillväxt har använts: 1) total lönetillväxt per kommun, 2) lönetillväxt till följd av omfördelningar och 3) lönetillväxt till följd av löneökningar. På den totala lönetillväxten hittas inget samband med någon av automationsvariablerna när de testas antingen villkorligt på graden av högre utbildning eller om huruvida kommunen är en storstad/pendlingskommun till en storstad. Sett till de två uträknade variablerna så återfinns dock några signifikanta resultat. Det ena är att den initiala automationsnivån i en kommun (2014) tycks ha ett negativt samband med löneökningar och det andra är att förändringen har ett negativt samband med omfördelningar. Det förstnämnda tyder på att en kommun mer än hög mottaglighet för automatisering alltså har sett lägre relativa löneökningar för sina yrken, medan det senare visar hur omfördelningen till yrken med lägre automationsrisk är förknippat med högre löner.

Dessa resultat kan anses vara någorlunda intuitiva, då Nedelkoska och Quintini (2018) kom fram till att automatisering tycks ha ett negativt samband med lön. Därmed är det rimligt att tänka sig att liknande samband skulle kunna ses på aggregerad kommunal löneutveckling. Annorlunda uttryckt kan man se det som att en kommun med en högre motståndskraft gentemot automatisering ser högre genomsnittliga löneökningar än de kommuner med lägre motståndskraft. Sambandet mellan förändringen av automationsnivån och lönetillväxt till följd av omfördelningar kan ses som en bekräftelse på att kommuner som ökar sin motståndskraft, dvs omfördelar till yrken med lägre mottaglighet för automatisering, också ser ökande löner. Resultaten ger på så sätt en indikation på att måttet på automatisering tycks kunna ha viss förklarande kraft på skillnader i lönetillväxt mellan kommuner, och därmed också regional ojämlikhet. Dessutom kan det också anses ges visst stöd åt Frey och Osbornes (2017) ramverk av tekniska flaskhalsar och Nedelkoska och Quintinis (2018) prediktioner om att denna våg av automatisering tycks vara *skill-biased*, det vill säga att automatiseringen kan komma att gynna framför allt yrken med krav på mer avancerade färdigheter.

6.2 Praktiska implikationer

Det är viktigt att inte bli allt för alarmistisk när man diskuterar automationens påverkan på samhället, vilket lätt kan vara fallet. I grund och botten så är automatiseringen en grundläggande drivkraft i samhällets strukturomvandling och bör ses som någonting positivt som medför en produktivare ekonomi. Ett exempel som kanske belyser detta som tydligast är det faktum att 71% av Sveriges arbetande befolkning 1850 var verksamma inom jordbruket, vilket i dag motsvaras av 2% (Schön & Krantz, 2015). Problemet är att denna process ofta inte sker utan problem och kan resultera i att vissa grupper på arbetsmarknaden riskerar att missgynnas oproportionerligt hårt, men också att vissa geografiska platser missgynnas vilket är tänkt att belysas med denna uppsats. Vad detta innebär för policyimplikationer är att ta dessa geografiska heterogeniteter i beaktning när ett land rustar upp för kommande våg av automatisering. För att kunna ta del av den återställande effekt som Acemoglu och Restrepo (2019) beskriver där ny teknologi kan medföra skapandet av nya jobb, så behöver arbetskraften utbildas till att kunna utföra färdigheter som är komplementära med denna teknologi. Då mottagligheten för automatisering skiljer sig åt mellan kommuner och tycks påverka lönetillväxten i viss mån, visar detta på behovet av att identifiera dessa platser för att inte låta vissa områden hamna för långt efter i utvecklingen. Det finns därför en särskild press på de kommuner med högst risk för ersättningseffekter till följd av automatisering att se över dessa missanpassningar i färdigheter och utbildning. Risken är annars att den regionala ojämlikheten kan komma att öka och att missnöjet hos befolkningen i dessa områden växer. Om Rodríguez-Pose (2018) har rätt i att det finns en länk mellan regional ojämlikhet och populism, så kan detta missnöje fortsätta förväntas uttrycka sig genom valurnorna.

En intressant sidoaspekt över huruvida de geografiska skillnaderna kommer att utvecklas de kommande åren är dock de långsiktiga effekterna i svallvågorna av COVID-19. I en rapport från OECD (2020) tar de upp hur å ena sidan COVID-19 kan komma att accelerera mönstren av automation på arbetsmarknaden och därmed sätta ännu större press på de lokala arbetsmarknaderna. Men samtidigt poängterar de att den nya utvecklingen av distansarbete som norm kan tänka sig medföra nya möjligheter till tidigare missgynnade områden i form av jobbtillväxt av högre kvalificerade och betalda yrken. Detta är en process vars konsekvenser återstår att se.

6.3 Framtida forskning

För framtida forskning som tittar på sambandet mellan automation och regional ojämlikhet i Sverige bör göra mer noggrann användning av PIAAC-datan. I denna uppsats så har endast resultaten av Nedelkoska och Quintini (2018) använts över yrkens sannolikhet för automatisering. Delvis så hade en noggrannare användning gett en mer högupplöst bild över hur yrken skiljer sig inom de huvudgrupper av yrken som har använts, men också då yrkens arbetsuppgifter kan tänka sig skilja sig åt i Sverige gentemot Kanada som användes i PIAAC-studien.

Därefter så krävs mer förstahandsdata på kommunnivå över lönen för olika yrken för att kunna få en mer korrekt bild över sambandet, utan att behöva göra de antaganden om lön som har gjorts i denna uppsats. Den viktigaste aspekten är därtill främst att mer data över en längre tidsperiod behövs, då den korta period som studerats här är för kort för att kunna fullt ut klargöra ett samband. Bortsett från att lägga till resterande år efter 2018 i SCB:s databas så betyder det förstås också att lägre tid behöver passera för att närmare kunna studera hur dagens våg av automatisering påverkar både lokala arbetsmarknader och arbetsmarknaden som helhet. Utöver lönetillväxt så kan det finnas andra sätt att mäta regional ojämlikhet på, exempelvis levnadsstandard. Dessutom så är det av intresse att titta närmare på vad förändringen av automatisering innebär och beror på i form av arbetslöshet och jobbtillväxt. Till sist så kan det konstateras att det även är viktigt att undersöka andra viktiga faktorer som kan ligga bakom regional ojämlikhet utöver automatisering som troligtvis endast är en del av förklaringen.

7 Referenser

- Åberg, R. (2015). Åberg (2015) Svensk Arbetsmarknad Mot Polarisering Efter Millenieskiftet, *Arbetsmarknad & Arbetsliv*, vol. 21, no. 4, pp.8–25.
- Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality, and the Labor Market, *Journal of Economic Literature*, vol. XL, no. March 2002, pp.7–72.
- Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor, *Journal of Economic Perspectives*, vol. 33, no. 2, pp.3–30.
- Adermon, A. & Gustavsson, M. (2015). Job Polarization and Task-Biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975–2005, *The Scandinavian Journal of Economics*, vol. 117, no. 3, pp.878–917.
- Angrist, J. D. & Pischke, J.-S. (2014). Mastering “Metrics”: The Path from Cause to Effect, New Jersey: Princeton University Press.
- Arbetsförmedlingen. (2020). Automatiseringen På Den Svenska Arbetsmarknaden [Pdf], Available Online:
<https://arbetsformedlingen.se/download/18.2bef8e33170a57d9565150a7/1593007321357/automatiseringsprognos.pdf> [Accessed January 23, 2022].
- Arntz, M., Gregory, T. & Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis, *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, no. 189.
- Autor, D. H., Katz, L. F., Kearney, M. S., Berman, E. & Chandra, A. (2006). The Polarization of the U.S. Labor Market, *American Economic Review*, vol. 96, no. 2, pp.189–194.
- Autor, D. H., Levy, F. & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 118, no. 4, pp.1279–1333.

- Berger, T. & Frey, C. B. (2016). Did the Computer Revolution Shift the Fortunes of U.S. Cities? Technology Shocks and the Geography of New Jobs, *Regional Science and Urban Economics*, vol. 57, pp.38–45.
- Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2015). Den Andra Maskinåldern - Arbete Utveckling Och Väststånd i En Tid Av Lysande Teknologi, Göteborg: Daidalos AB.
- Citi. (2016). Technology at Work v2.0: The Future Is Not What It Used to Be [Pdf], Citi GPS: Global Perspectives & Solutions, Available Online: https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/reports/Citi_GPS_Technology_Work_2.pdf [Accessed December 15, 2021].
- Coelli, M. & Borland, J. (2019). Behind the Headline Number: Why Not to Rely on Frey and Osbornes Predictions of Potential Job Loss from Automation, 10/19, *Melbourne Institute Working Paper Series*, Melbourne Institute of Applied Economic and Social Research, The University of Melbourne.
- Daunfeldt, S. O., Johansson, D. & Westerberg, S. H. (2018). Which Firms Provide Jobs for Unemployed Non-Western Immigrants?, *The Service Industries Journal*, vol. 39, no. 9–10, pp.762–778.
- Dougherty, C. (2016). Introduction to Econometrics, 5th edn, Orxford: Oxford University Press.
- Dwyer, R. E. (2013). The Care Economy? Gender, Economic Restructuring, and Job Polarization in the U.S. Labor Market, *American Sociological Review*, vol. 78, no. 3, pp.390–416.
- Fölster, S. (2014). Vartannat Jobb Automatiseras Inom 20 År - Utmaningar För Sverige [Pdf], *Stiftelsen för strategisk forskning*, Available Online: <https://strategiska.se/app/uploads/varannat-jobb-automatiseras.pdf> [Accessed January 23, 2022].
- Frey, C. B. & Osborne, M. A. (2017). The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp.254–280.
- Goldin, C. D. & Katz, F. L. (2008). The Race Between Education and Technology, Cambridge: Belknap Press of Harvard University Press.

- Goos, M. & Manning, A. (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 89, no. 1, pp.118–133.
- Goos, M., Manning, A. & Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe, *American Economic Review*, vol. 99, no. 2, pp.58–63.
- Henning, M., Borggren, J., Boström, J. E., Enflo, K. & Lavén, F. (2016). Strukturomvandling Och Automatisering: Konsekvenser På Regionala Arbetsmarknader, Available Online: https://utveckling.skane.se/siteassets/publikationer_dokument/strukturomvandling.pdf [Accessed December 14, 2021].
- Henning, M. & Eriksson, R. H. (2021). Labour Market Polarisation as a Localised Process: Evidence from Sweden, *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, vol. 14, no. 1, pp.69–91.
- Iammarino, S., Rodriguez-Pose, A. & Storper, M. (2019). Regional Inequality in Europe: Evidence, Theory and Policy Implications, *Journal of Economic Geography*, vol. 19, no. 2, pp.273–298.
- Keynes, J. M. (1930). Economic Possibilities for Our Grandchildren, in *Essays in Persuasion*, New York: Harcourt Brace, pp.358–373.
- Korinek, A. & Stiglitz, J. E. (2017). Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment, 24174, *National Bureau of Economic Research*, Vol. 24174, Cambridge.
- Lin, J. (2011). Technological Adaptation, Cities, and New Work, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 93, no. 2, pp.554–574.
- McKinsey Global Institute. (2017). A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity [Pdf], Available Online: <https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works-Executive-summary.ashx> [Accessed January 23, 2022].
- McKinsey Global Institute. (2019). The Future of Work in America: People and Places, Today and Tomorrow [Pdf], Available Online: <https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/featured%20insights/future%20of%20organizations/the%20future%20of%20work%20in%20america%20people%20and%20place>

- s%20today%20and%20tomorrow/mgi-the-future-of-work-in-america-report-july-2019.ashx [Accessed January 23, 2022].
- Nedelkoska, L. & Quintini, G. (2018). Automation, Skills Use and Training, *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, no. 202.
- OECD. (2019). Skills Matter - Additional Results From the Survey of Adult Skills [Pdf], *OECD Skills Studies*, Paris: OECD, Available Online: https://www.oecd-ilibrary.org/education/skills-matter_1f029d8f-en.
- OECD. (2020). Job Creation and Local Economic Development 2020: Rebuilding Better, *Job Creation and Local Economic Development 2020: Rebuilding Better*, OECD, Available Online: https://www.oecd-ilibrary.org/employment/job-creation-and-local-economic-development-2020_b02b2f39-en.
- Oesch, D. & Piccitto, G. (2019). The Polarization Myth: Occupational Upgrading in Germany, Spain, Sweden, and the UK, 1992–2015, *Work and Occupations*, vol. 46, no. 4, pp.441–469.
- Kairos Future. (2015). Automatiseringen, Jobben Och Kommunerna Automatiseringen, Jobben Och Kommunerna, Available Online: <https://www.kairosfuture.com/se/publikationer/rapporter/automatiseringen-jobben-och-kommunerna/> [Accessed December 15, 2021].
- Rodríguez-Pose, A. (2018). The Revenge of the Places That Don't Matter (and What to Do about It), *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, vol. 11, no. 1, pp.189–209.
- Rosés, J. R. & Wolf, N. (2021). Regional Growth and Inequality in the Long-Run: Europe, 1900-2015, *Oxford Review of Economic Polict*, vol. 37, no. 1, pp.17–48.
- Schön, L. & Krantz, O. (2015). New Swedish Historical National Accounts since the 16th Century in Constant and Current Prices, *Lund Papers in Economic History*, no. 140.
- SKR. (2021). Kommungruppsindelning, Available Online: <https://skr.se/skr/tjanster/kommunerochregioner/faktakommunerochregioner/kommungruppindelning.2051.html> [Accessed January 5, 2022].
- Statistiska Centralbyrån. (2016). Jämförande Studie AKU Och Af 2015, *Bakgrundsfakta - Arbetsmarknad och utbildning*, no. 2.

- Statistiska Centralbyrån. (2021a). Anställda 16-64 År Med Arbetsplats i Regionen (Dagbef) Efter Region, Yrke (3-Siffrig SSK 2012), Näringsgren SNI2007 (Grov Nivå) Och Kön. År 2014 - 2018, SCB, Available Online:
https://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/en/ssd/START__AM__AM0208__AM0208D/YREG56/ [Accessed December 16, 2021].
- Statistiska Centralbyrån. (2021b). Genomsnittlig Månadslön Inom Kommuner Efter Kommun Och Kön. År 2007 - 2020. , Available Online:
https://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/sv/ssd/START__AM__AM0106__AM0106A/Kommun17g/# [Accessed December 16, 2021].
- Statistiska Centralbyrån. (2021c). Genomsnittlig Grund- Och Månadslön Samt Kvinnors Lön i Procent Av Mäns Lön Efter Region, Sektor, Yrkesgrupp (SSK 2012) Och Kön. År 2014 - 2020. , Available Online:
https://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/sv/ssd/START__AM__AM0110__AM0110B/LonYrkeRegionA/# [Accessed December 16, 2021].
- Statistiska Centralbyrån. (2021d). Genomsnittlig Grund- Och Månadslön Samt Kvinnors Lön i Procent Av Mäns Lön Efter Region, Sektor, Yrkesgrupp (SSK 2012) Och Kön. År 2014 - 2020., Available Online:
https://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/sv/ssd/START__AM__AM0110__AM0110B/LonYrkeRegionA/# [Accessed December 15, 2021].
- Statistiska Centralbyrån. (2021a). The Swedish Occupational Register with Statistics, Available Online: <https://www.scb.se/AM0208-en> [Accessed December 19, 2021].
- Statistiska Centralbyrån. (2022b). Djupdykning i Statistik Om Sveriges Kommuner, Available Online: <https://www.scb.se/hitta-statistik/sverige-i-siffror/djupdykning-i-statistik-om-sveriges-kommuner/> [Accessed January 22, 2022].
- Storper, M. (2018). Separate Worlds? Explaining the Current Wave of Regional Economic Polarization, *Journal of Economic Geography*, vol. 18, no. 2, pp.247–270.

8 Appendix

Tabell 8: Manuella konverteringar ISCO-08 till SSYK-2012

SSYK-2012	Yrkesgrupp		ISCO-08	Yrkesgrupp
76	Hantverksyrken inom livsmedel	→	75	Food Processing, Woodworking, Garment and Other Craft and Related Trades Workers
15	Chefer inom hälso- och sjukvård samt annan samhällsservice	→	13	Production and Specialized Services Managers
16	Chefer inom bank, finans och försäkring	→	13	Production and Specialized Services Managers
17	Chefer inom övrig servicenäring	→	14	Hospitality, Retail and Other Services Managers

Källa: Yrkestitlar översatta från SSYK-2012 som ska överensstämma med ISCO-08 enligt översättningsnycklar från SCB¹¹

Härledning av ekvationer

En kommuns genomsnittliga lön som en funktion av yrkessammansättningen och dess respektive löner:

$$\bar{w}_{k,t} = \left[\sum_y \frac{n_{y,k,t}}{N_{k,t}} \cdot \bar{w}_{y,t} \right] \cdot FE_k \quad (10)$$

¹¹ I de fall där yrkesklassificeringarna inte har en uppenbar motsvarighet har en bedömning gjorts. Från tabell 2 i kapitel 3 framgår det hur SSYK har 46 huvudgrupper medan ISCO-08 har 43 vilket gör att vissa grupper får läggas ihop. Detta rör sig dock framför allt om olika typer av chefer, vilka generellt sätt inte skiljer sig särskilt mycket i automationsrisk. Yrkesgruppen från ISCO, "Subsistence Farmers, Fishers, Hunters and Gatherers" har av inte har tilldelats någon sannolikhetsgrad och det finns inte heller en motsvarighet i SSYK enligt översättningsnycklarna. Eftersom yrkesdatan är baserad på SSYK så utgör detta därmed dock inte ett problem då inga yrken är redovisade i denna grupp. Vidare så har inte heller någon av de tre huvudgrupperna under yrkesområdet "Militärt arbete" på 1-siffernivån blivit tilldelade någon sannolikhetsgrad.

Där $\bar{w}_{k,t}$ är den genomsnittliga lönen per kommun, $n_{y,k,t}$ är antal individer anställda i respektive yrke per kommun en viss tid, $N_{k,t}$ är det totala antalet individer per kommun en viss tid, $\bar{w}_{y,t}$ är lön för ett yrke en viss tid och FE_k som är en okänd kommunspecifik variabel som avgör huruvida kommunen är en låg- eller höglönekommun. Förenklat:

$$\frac{n_{y,k,t}}{N_{k,t}} \equiv \gamma_{y,k,t} \rightarrow \sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot \bar{w}_{y,k,t}$$

$$\text{Där: } \bar{w}_{y,k,t} = \bar{w}_{y,t} \cdot FE_k \quad (11)$$

Förändringen av lön över kommun och tid ges då av:

$$\Delta \bar{w}_{k,t} = (\bar{w}_{k,t} - \bar{w}_{k,t-1})$$

Förändringen av löner över tid kan ses som en funktion av att 1) individer inom kommuner byter jobb, dvs att de re-allokerar mellan yrken som har olika lön och 2) att löner för befintliga yrken ändras. Detta kan ges av uttrycket:

$$\Delta \bar{w}_{k,t} = \Delta \bar{w}_{k,t}^{RA} + \Delta \bar{w}_{k,t}^{WC} \quad (12)$$

Där $\Delta \bar{w}_{k,t}^{RA}$ är förändringen av lön till följd av omfördelning av yrken och $\Delta \bar{w}_{k,t}^{WC}$ är till följd av löneökningar. Förändringen av lön till följd av omfördelning av yrken (ekvation 3) kan härledas enligt uttrycket:

$$\begin{aligned} \Delta \bar{w}_{k,t}^{RA} &= \sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot \bar{w}_{y,k,t} - \sum_y \gamma_{y,k,t-1} \cdot \bar{w}_{y,k,t} \\ &= \sum_y (\gamma_{y,k,t} - \gamma_{y,k,t-1}) \cdot \bar{w}_{y,k,t} \end{aligned}$$

Förändringen av lön som är till följd av yrkens löneökningar (ekvation 5) ges i sin tur av:

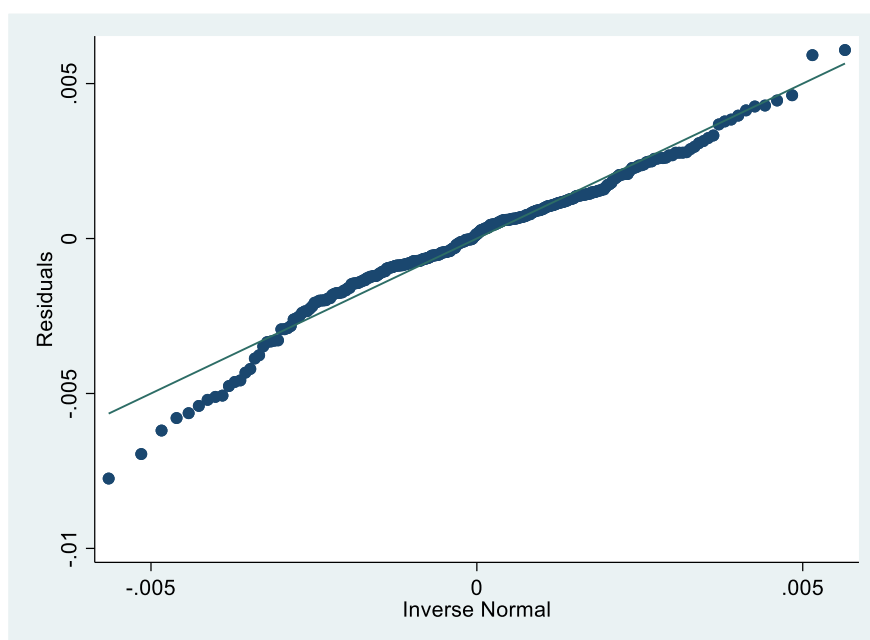
$$\begin{aligned} \Delta \bar{w}_{k,t}^{WC} &= \sum_y \gamma_{y,k,t-1} (\bar{w}_{k,t} - \bar{w}_{k,t-1}) \\ &= \sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot \left[\sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot \bar{w}_{y,t} \cdot FE_k - \sum_y \gamma_{y,k,t-1} \cdot \bar{w}_{y,t-1} \cdot FE_k \right] \\ &= \sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot FE_k \left[\sum_y \gamma_{y,k,t} \cdot \bar{w}_{y,t} - \sum_y \gamma_{y,k,t-1} \cdot \bar{w}_{y,t-1} \right] \end{aligned}$$

Tabell 9: Skewness och kurtosis tests för normalfördelning

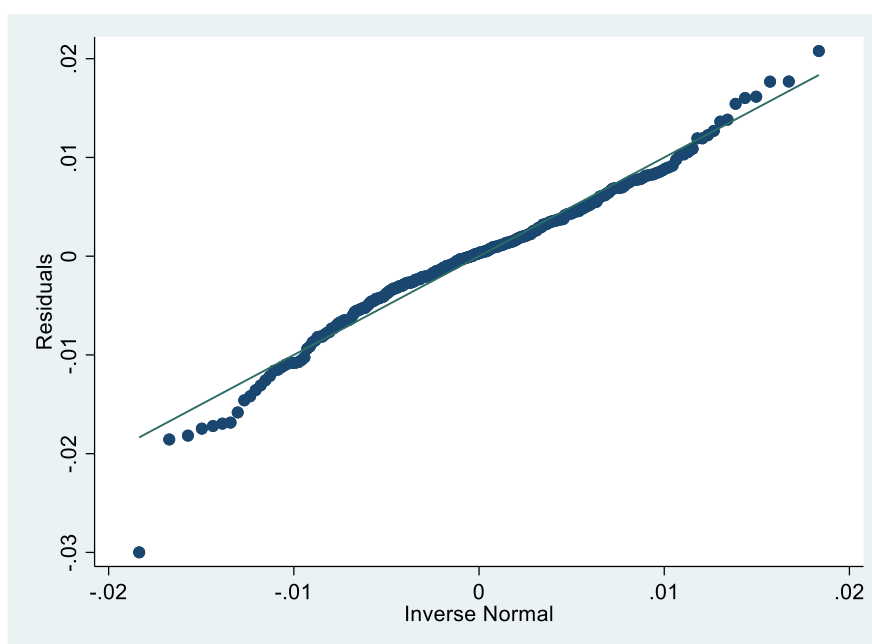
Skewness and kurtosis tests for normality

Variable	Obs	Pr(skewness)	Pr(kurtosis)	Joint test	
				Adj chi2(2)	Prob>chi2
r_g_WT	290	0.8911	0.2569	1.31	0.5185
r_g_nyWC	290	0.0006	0.0016	18.01	0.0001
r_g_RA	290	0.0063	0.0004	16.93	0.0002

Figur 5: qq-plot för löneökningar (WC)



Figur 6: qq-plot för omfördelningar (RA)



Tabell 10: korrelationsmatris mellan oberoende variabler

	Aut	Kandidat	Utrikes	Pens	D.Aut	D.Kand	D.Utrikes	D.Pens	A
Aut	1								
Kandidat	-0,7644	1							
Utrikes	-0,0217	0,0865	1						
Pens,	0,171	-0,2907	-0,2251	1					
D. Aut	-0,0916	0,2379	-0,0423	-0,1499	1				
D. Kand	-0,2604	0,3976	-0,0156	-0,1416	0,2023	1			
D .Utrikes	0,1531	-0,1822	0,4739	-0,0824	-0,3251	-0,1336	1		
D. Pens	0,2164	-0,3033	-0,2355	0,852	-0,1273	-0,1963	-0,1705	1	
A	-0,4125	0,5659	0,2483	-0,188	0,2254	0,3978	-0,0734	-0,1927	1

Tabell 11: VIF-test

Variable	VIF	1/VIF
D. Andel pensionärer	4.01	0.249321
Andelpensionärer	3.84	0.260614
Andel Kandidat	3.32	0.301363
Aut	2.52	0.397275
A	1.70	0.588851
D. Utrikesandel	1.61	0.619718
Utrikesandel	1.50	0.666761
D. Kandidat	1.31	0.762023
D. Aut	1.24	0.805978
Mean VIF	2.34	

Tabell 12: Breush-Godfrey test för heteroscedasticity

gWT	gWC	gRA
H0: Constant variance	H0: Constant variance	H0: Constant variance
chi2(9) = 6.30	chi2(9) = 30.23	chi2(9) = 22.38
Prob > chi2 = 0.7098	Prob > chi2 = 0.0004	Prob > chi2 = 0.0077

Tabell 13: regressioner mellan förändringen i arbetslöshet och automatisering

VARIABLES	(1) D.arbetslöshet	(2) D.arbetslöshet	(3) D.arbetslöshet
Automatisering	-0.056 (0.061)		-0.075 (0.062)
D. Automatisering		-0.804*** (0.226)	-0.831*** (0.253)
Konstant	0.016 (0.028)	-0.010*** (0.001)	0.025 (0.028)
Observationer	290	290	290
R-squared	0.003	0.042	0.048

Standard errors in parentheses
 *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1