NÄRINGSPOLITISKT FORUM RAPPORT #22

Människor, maskiner och framtidens arbete

NÄRINGSPOLITISKT FORUM

MÄNNISKOR, MASKINER OCH FRAMTIDENS ARBETE

Joakim Wernberg

Med essäer av:

Nicklas Berild Lundblad
Clive Thompson
Fredrik Heintz
Niklas Lavesson
Irene Ek

ENTREPRENÖRSKAPSFORUM

Entreprenörskapsforum är en oberoende stiftelse och den ledande nätverksorganisationen för att initiera och kommunicera policyrelevant forskning om entreprenörskap, innovationer och småföretag. Stiftelsens verksamhet finansieras med såväl offentliga medel som av privata forskningsstiftelser, näringslivs- och andra intresseorganisationer, företag och enskilda filantroper. Författaren svarar själva för problemformulering, val av analysmodell och slutsatser i rapporten.

För mer information se www.entreprenorskapsforum.se

NÄRINGSPOLITISKT FORUM – STYRGRUPP

Per Adolfsson (ordf.), Softronic
Karin Apelman, FAR
Anna Belfrage, Körsbärsträdgården
Anna Breman, Swedbank
Tim Brooks, Tillväxtverket
Peter Frykblom, Tillväxtanalys
Lars Jagrén, Svenskt Näringsliv
Christian Ketels, Boston Consulting Group
Henderson Institute
Hans Peter Larsson, FAR
Annika Lundius, styrelseproffs
Katarina Lundahl, Unionen
Kjell Håkan Närfelt, Vinnova
Bo-Erik Pers, Jernkontoret
Lena Sellgren, Business Sweden
Daniel Wiberg, Företagarna

SENAST UTGIVNA RAPPORTER FRÅN NÄRINGSPOLITISKT FORUM

#14 Den svaga länken? - inkubatorernas roll i det svenska innovationssystemet – Olof Ejermo
#15 Blockchain – Decentralized Trust – David Bauman, Pontus Lindblom och Claudia Olsson
#16 En värld i rörelse 1990–2015 – Johan Norberg
#17 Skatterna och entreprenörskapet – Arvid Malm (red)
#18 Svensk kapitalförsörjning – mot ett effektivare innovations- och företagsstöd? – Roger Svensson
#19 Vad betyder stora kunskaps- och teknikintensiva företag för Sverige? – Martin Andersson
#20 Företrädaransvar – kan det avskaffas? – Roger Persson Österman
#21 Det svenska anställningsskyddet – Anders Bornhäll och Sven-Olov Daunfeldt

© Entreprenörskapsforum, 2019
ISBN: 978-91-89301-02-3
Författare: Joakim Wernberg
Grafisk produktion: Klas Håkansson, Entreprenörskapsforum
Tryck: Örebro universitet

Förord

Relationen mellan människa och maskin är inget nollsummespel. För att dra nytta av AI-utvecklingen är utmaningen snarare att kombinera mänsklig kognitiv kapacitet och den kognitiva arbetskraft som finns i de intelligenta verktygen. Utvecklingen går fort och det är viktigt att hitta vägar fram för en effektiv arbetsfördelning mellan människa och AI på den svenska arbetsmarknaden. För att stå oss i den globala konkurrensen krävs att vi, i ljuset av AI-utvecklingen, ser över framtidens kompetensbehov och hur vi kan säkra framtidens kompetenser och möta de justeringar som kommer att krävas på arbetsmarknaden.

I denna rapport, skriven av Joakim Wernberg, forskningsledare vid Entreprenörskapsforum, undersöks de mekanismer som har legat och ligger till grund för arbetsfördelningen mellan människa och maskin samt hur dessa påverkar framtidens kompetensbehov. Den utveckling som beskrivs i rapporten är en del av en omfattande strukturomvandling med betydande påverkan på både utbildningssystem och arbetsmarknad. Därför pekar rapportens slutsatser på behovet av ett politiskt helhetsgrepp om frågan om framtidens arbete som omfattar så väl utbildnings- och arbetsmarknadspolitiken som näringspolitikens område. Rapporten innehåller fem essäer av Nicklas Berild Lundblad, Clive Thompson, Fredrik Heintz, Niklas Lavesson och Irene Ek som var och en ger sitt perspektiv på rapportens innehåll.

Näringspolitiskt forum är Entreprenörskapsforums mötesplats med fokus på förutsättningar för entreprenörskap i Sverige, näringslivets utveckling och innovationsförmåga samt för svensk ekonomis långsiktigt uthålliga tillväxt i en allt mer globaliserad värld. Ambitionen är att föra fram policyrelevant forskning till beslutsfattare inom såväl politiken som inom privat och offentlig sektor. De rapporter som presenteras och de rekommendationer som förs fram inom ramen för Näringspolitiskt forum ska vara förankrade i vetenskaplig forskning. Förhoppningen är att rapporterna också ska initiera och bidra till en allmän diskussion och debatt kring de frågor som analyseras.

Delar av denna rapport utgör även kunskapsunderlag i ett framsynsprojekt som drivs av Tillväxtanalys. Ett särskilt tack riktas till Irene Ek som bidragit med värdefulla kommentarer och reflektioner under arbetets gång! Rapportförfattaren ansvarar själv för analysen samt de slutsatser och förslag som presenteras i rapporten och var och en av essäisterna svarar endast för sin egen text. Analys och slutsatser delas inte nödvändigtvis av Entreprenörskapsforum.

Stockholm i juni 2019

Johan Eklund
Vd Entreprenörskapsforum och professor vid Blekinge Tekniska Högskola samt Internationella Handelshögskolan i Jönköping

Innehåll

Förord 3

1 – Introduktion 7

2 – Arbetsfördelning mellan människa och maskin 11
2.1 En falsk dikotomi 11
2.2 Jobb förstörs inte, arbete omorganiseras 12
2.3 Jobbpolarisering 15
2.4 Rutiniseringshypotesen 18
2.5 Hur maskiner lär sig 23
2.6 Komparativa fördelar, arbetsfördelning och kentaurer 27

3 – Framtida kompetensbehov 35
3.1 Tre sorters kompetens 35
3.2 Hur människor och maskiner lär sig 43
3.3 Ett lärandeskifte i ekonomin 48

4 – Perspektiv på framtidens arbete och kompetensbehov 53
4.1 Den växande komplexiteten kräver all arbetskraft vi kan åstadkomma 53
4.2 Kentaurer på frammarsch 57
4.3 Artificiell intelligens och datalogiskt tänkande
– En reflektion över arbetsfördelning mellan människa och maskin 69
4.4 Vad den nya tekniken kräver av människan 75
4.5 Kunskapsunderlag som matchar verklighet och politik 82

5 – Avslutande diskussion och policyimplikationer 89
5.1 Flytta fokus från intelligens till lärande 89
5.2 Policyimplikationer 92

Referenser 96

1 – Introduktion

I digitaliseringens kölvatten följer en snabb utveckling inom artificiell intelligens, framförallt pådriven av framsteg inom maskininlärning. Detta har givit upphov till en växande nygammal och, i vissa avseenden, laddad samhällsdebatt om automatisering. Det är en debatt som präglas dels av en oro för att robotar ska ta våra jobb idag och dels av en osäkerhet inför vilka kompetensbehov som kommer vara drivande på framtidens arbetsmarknad. Debatten är nygammal därför att den för tankarna tillbaka till Ludditernas motstånd mot mekaniska vävstolar på 1800-talet, men även på grund av att en väsentlig del av svaret på hur framtidens arbete kommer att se ut skrevs redan på 1700-talet.

1776 utkom för första gången Adam Smiths bok ”Nationernas välstånd” i vilken han lade grunden till stora delar av ekonomiämnet som vi känner det idag. I boken beskriver Smith hur tillverkningen i en nålfabrik kan effektiviseras avsevärt genom att arbetsmomenten fördelas mellan arbetarna (Smith 1994, s. 20–21):

> *”Varje person som förfärdigade en tiondel av fyrtioåttatusen nålar skulle därför kunna betraktas som tillverkare av fyratusenåttahundra nålar per dag. Men om var och en hade arbetat helt på egen hand och oberoende av de andra, och om ingen av dem hade utbildats för detta särskilda yrke, skulle säkerligen inte var och en ha kunnat tillverka tjugo nålar om dagen, kanske inte ens en enda nål per dag, alltså säkerligen inte en tvåhundrafyrtiondedel, kanske inte ens en fyratusenåttahundradedel av vad de nu förmår uträtta tack vare en lämplig fördelning och sammansättning av sina olika handgrepp.”*

I Smiths beskrivning finns åtminstone två viktiga ledtrådar om framtidens arbetsmarknad. För det första gör han skillnad på arbete, jobb och arbetsuppgifter. Smiths skildring handlar om hur arbete organiseras i ekonomin i form av jobb som består av arbetsuppgifter – det är arbetsuppgifterna, inte jobben, som utgör arbetets minsta beståndsdelar. Det innebär i sin tur att jobb kan förändras stegvis genom att sammansättningen av uppgifter förändras. För det andra beskriver Smith hur arbetet i nålfabriken fördelas mellan människor som använder sig av verktyg och

maskiner. Om arbetarna inte hade haft verktyg och maskiner hade arbetet behövt se väsentligt annorlunda ut, vilket antyder att det, redan på 1700-talet, fanns en arbetsfördelning inte bara mellan människor utan även mellan människa och maskin. Möjligen väckte detta inte samma typ av uppmärksamhet då som det gjorde hos Ludditerna på 1800-talet, eller som det gör idag, på grund av att maskinernas andel av arbetet förändrades långsamt eller så berodde det kanske på att människor fortfarande uppfattade sig ha en dominant ställning i arbetsfördelningen. Likväl har verktyg spelat en viktig roll i organiseringen av arbete genom historien.

I slutet på 1800-talet och början på 1900-talet, under industrialiseringen och Taylorismens (eller Scientific Management) storhetstid antog relationen mellan människa och maskin en annan karaktär. Nu skulle människans arbete anpassas till maskinernas och fabrikens logik. Det Adam Smith kallade ”handgrepp” skulle nu mätas och studeras för att utföras på ett så effektivt sätt som möjligt. Människan gjorde det jobb som maskinerna inte kunde men skulle i allt väsentligt eftersträva att likna en maskin eller en kugge i en maskin.

Idag, ytterligare ett drygt århundrade senare och mitt i digitaliseringen, tycks förhållandet vara på väg att bli det omvända. Maskinerna börjar i allt högre grad att anpassas till och efterlikna människor och människors beteende. Med framsteg inom artificiell intelligens har maskiner börjat lära sig nya saker – även om deras lärande skiljer sig markant från hur människor lär sig – inför våra ögon, som att spela schack och go, diagnosticera cancer eller köra bil. Det visar sig dessutom att de lär sig väldigt snabbt. Det beror på att digitaliseringen under lång tid har lagt grunden, eller krattat manegen, för de lärande maskinerna.

Digitaliseringen utgör vad som inom ekonomisk forskning kallas en ny generell teknisk basinfrastruktur (*general purpose technology*) i paritet med ångkraften och elektriciteten (Bresnahan och Trajtenberg, 1995; Brynjolfsson och McAfee, 2014). En generell teknisk basinfrastruktur kännetecknas av att den integreras i och blir av avgörande betydelse för så gott som hela ekonomin, även om den kan tillämpas på vitt skilda vis och för olika ändamål inom olika sektorer. Digitaliseringen kan sägas bygga på tre komponenter:

1. Processorkapacitet som möjliggör omfattande beräkningar och dataanalys.
2. Stora, decentraliserade kommunikationsnätverk som förbinder användare direkt med varandra i realtid och möjliggör en bred variation av kommunikation samt data- och informationsinsamling.
3. Mjukvara som kan kombinera nyttan av kommunikationsnätverk och datainsamling med datorernas beräkningskapacitet.

Det är med avstamp i de här tre faktorerna som arbetsfördelningen mellan människa och maskin är på väg att förändras (igen). De stora nätverken och interaktionerna de

ger upphov till genererar enorma mängder data som tack vare kraftigt ökad processorkapacitet kan ligga till grund för maskininlärningsprogram (mjukvara) som kan integreras i så gott som hela ekonomin och samhället. Därför går det inte heller att med någon tydlighet avgöra var ”digitaliseringen” tar slut och ”artificiell intelligens” tar vid. Den utveckling vi ser inom artificiell intelligens idag – både inom forskning och tillämpning – är en del av digitaliseringen och är beroende av den digitala basinfrastrukturens processorkraft, nätverk av dataflöden och mjukvara.

Kommer då lärande robotar att ta alla jobb och går vi människor en arbetslös eller arbetsfri framtid till mötes? Det enkla svaret är nej. Förhållandet mellan människa och maskin under 2000-talet handlar mycket mer om komplement än om substitut. Maskiner kan tveklöst utföra vissa typer av arbetsuppgifter bättre än människor, men det är med människors hjälp och inblandning som AI-baserade system och verktyg kan implementeras på bred front i ekonomin – deras komparativa fördelar förstärker varandra. I många sammanhang – både i forskningsstudier och policydiskussioner – har det förhärskande perspektivet på den pågående utvecklingen inom AI-området varit utbudsfokuserat. Ett återkommande antagande, exempelvis när AI-experter tillfrågas om vilka jobb som kan automatiseras i framtiden, är att maskiner kommer att ersätta mänsklig arbetskraft och utföra alla arbetsuppgifter de *kan* utföra. Då förbiser man emellertid helt den roll som efterfrågesidan, det vill säga vad företrädesvis människor *vill* ha, spelar för den teknologiska förändringen. Om efterfrågan bara följde automatiseringspotentialen på utbudssidan skulle det exempelvis inte finnas så många (mänskliga) baristor som det gör idag.

Dessutom äger inte utvecklingen rum i ett vakuum utan påverkas av existerande institutioner, organisationer, normer och förväntningar som kan motverka eller främja förändring i olika riktningar. Det handlar inte om teknisk utveckling utan om teknologisk förändring i en bredare bemärkelse – en växelverkan mellan vad som är tekniskt möjligt och organisatoriskt önskvärt eller genomförbart. Frågan vi borde ställa oss är istället hur arbetsfördelningen mellan människa och maskin kommer att utvecklas, vilka jobb det kommer att resultera i och vilket kompetensbehov dessa jobb förknippas med. Det är en långt ifrån enkel fråga att svara på, inte minst på grund av att den pågående utvecklingen och strukturomvandlingen i ekonomin ökar osäkerheten och minskar träffsäkerheten i traditionella arbetsmarknadsprognoser och andra förutsägelser.

Syftet med den här rapporten är att ge en samlad och tvärdisciplinär kunskapsöversyn av förändringen i arbetsfördelning mellan människa och maskin med avseende på utvecklingen av artificiell intelligens – vilka effekter får den teknologiska förändringen på framtidens arbete och kompetensbehov inom en överskådlig framtid, på cirka fem till tio års sikt? Ambitionen är varken att sätta siffror på hur många jobb som försvinner och tillkommer eller att ge definitiva besked om vilka framtidens jobb är, utan att belysa och diskutera de mekanismer som ligger till grund för

utvecklingen. En bättre förståelse av vad som driver den strukturomvandling vi befinner oss mitt i hjälper kanske inte till att förutse framtiden i detalj, men bidrar icke desto mindre till att förklara utvecklingen och, i förlängningen, göra det enklare att anpassa sig till förändringens utfall.

Resten av texten är indelad i fyra kapitel. I kapitel 2 behandlas arbetsfördelningen mellan människa och maskin. Avsnitt 2.1 ger en introduktion, avsnitt 2.2 beskriver förhållandet mellan jobb och arbetsuppgifter, avsnitt 2.3 introducerar jobbpolarisering, avsnitt 2.4 behandlar rutiniseringshypotesen och dess inverkan på arbetsfördelningen, avsnitt 2.5 beskriver maskininlärning och hur maskiner lär sig och avsnitt 2.6 fokuserar på människors och maskiners komparativa fördelar. Kapitel 3 behandlar de kompetensbehov som förväntas följa med den utveckling som beskrivs i kapitel 2 samt vad det betyder för framtidens kompetensförsörjning. Avsnitt 3.1 beskriver tre olika typer av kompetenser som förväntas bli allt viktigare, avsnitt 3.2 jämför hur människor och maskiner lär sig, avsnitt 3.3 beskriver hur dynamiken i arbetsfördelningen mellan människa och maskin förändras vilket leder till ett bredare lärandeskifte i ekonomin.

Kapitel 4 innehåller essäer av fem experter som på olika sätt kommenterar och ger sina respektive perspektiv på rapportens innehåll. I avsnitt 4.1 ställer Nicklas Berild Lundblad förmågan att utföra mer arbete mot de behov som följer med en växande komplexitet i samhälle och ekonomi. Avsnitt 4.2 innehåller en översättning av introduktionskapitlet till Clive Thompsons bok ”Smarter than you think”. Thompson beskriver hur digitala verktyg augmenterar och förstärker människors kognitiva arbetskapacitet. I avsnitt 4.3 för Fredrik Heintz ett resonemang om vikten av datalogiskt tänkande i ett digitaliserat samhälle där människor och AI arbetar tillsammans. Niklas Lavesson utgår i avsnitt 4.4 från samma grundantagande som Heintz, att människor och AI kommer att arbeta tillsammans i framtiden, men drar delvis andra slutsatser om vad det betyder för människors framtida kompetensbehov. I Avsnitt 4.5 belyser Irene Ek två centrala problem inom digitaliseringspolitiken: att mäta rätt saker och att matcha indikatorer mot politikens mål. Kapitel 5 innehåller en avslutande diskussion som behandlar policyimplikationer.

2 – Arbetsfördelning mellan människa och maskin

2.1 En falsk dikotomi

Teknologisk förändring har påverkat organiseringen av arbete från jordbruks-samhälle till dagens allt mer digitaliserade ekonomi och den pågående debatten om artificiell intelligens och automatisering. Trots historiska skillnader, både i termer av de nya teknologier som introducerats och organiseringen av den ekonomi de introducerats i, finns det två breda narrativ om teknologins påverkan på arbete som består; det ena präglas av oro för jobbförstörelse och det andra av förväntningar på produktivitetsvinster.

Oron för att ny teknik ska förstöra jobb kan spåras tillbaka till senare hälften av 1700-talet då Ned Ludd, som senare kom att inspirera de s.k. Ludditerna i början på 1800-talet, förstörde två mekaniska stickningsmaskiner i den brittiska textilindustrin. Ekonomen John Maynard Keynes (1933) menade att ”v*i drabbas av en ny sjukdom vars namn några läsare kanske inte känner till ännu men som de kommer att höra betydligt mer om framöver – nämligen teknologisk arbetslöshet*”[1]. Samma argumentationslinje återfinns idag bl.a. hos Ryan Avent (2016), senior redaktör för The Economist, som skriver att:

> *”En kapacitetsgräns har passerats. Medan människor reder ut hur de bäst kan dra nytta av maskinernas kapacitet blir maskinerna ännu mer kapabla. Mänskliga arbetares främsta skydd mot maskinerna bygger nu på att maskinerna inte är särskilt smarta; de skriver torra och tråkiga nyhetsartiklar, till exempel. Men detta är inget skydd; maskiner är bättre än människor på att bli smartare.”* [2]

Berättelsen om teknologins produktivitetsökande effekter bygger istället på Joseph Schumpeters (1943) teori om cykler av kreativ förstörelse. Nya varor, produktionsmedel och marknader konkurrerar ut och ersätter gamla genom att vara

1. Rapportförfattarens översättning
2. Rapportförfattarens översättning

effektivare och bättre tillgodose matchningen mellan tillgång och efterfrågan. Till exempel har en majoritet av arbetskraften genom historien flyttat från jordbruk till industrijobb. Även dessa argument återkommer idag, exempelvis från Silicon Valley-profilen Marc Andreessen (2011) som menar att ”*mjukvara äter världen*”, eller med andra ord att mjukvarubaserade affärsmodeller kommer att slå ut befintliga för att de i grunden är mer effektiva. Andreessen skriver att ”*mjukvaruutvecklingsverktyg och internetbaserade tjänster gör det möjligt att starta nya globala mjukvarudrivna startups i många olika industrier – utan att behöva investera i infrastruktur eller lära upp ny personal*”[3]. Andreessen använder sig av Amazons internetbaserade bokhandel som exempel, men samma argument kan idag användas för s.k. delningsekonomitjänster som Uber och Airbnb eller digitala vårdtjänster som Kry, Min Doktor eller Doktor.se. Ur detta perspektiv beskrivs teknologisk förändring ofta som en produktivitetshöjande faktor som bidrar till ökad effektivitet i ekonomin som i förlängningen kan leda till ökad efterfrågan på arbete (med reservation för utbildningsbehov).

Vid en första anblick kan de två berättelserna framstå som konkurrerande beskrivningar av verkligheten, men detta är en falsk dikotomi (Acemoglu och Restrepo, 2018). Teknologisk förändring leder till omorganisering av arbete i ekonomin som både kan förändra arbetsformer och skapa produktivitetsvinster. Vill man förstå utvecklingen både historiskt och idag räcker det därför inte att räkna jobb, man måste studera *hela* strukturomvandlingen och ställa sig frågan hur de olika effekterna kan och bör balanseras mot varandra.

För att åskådliggöra mekanismerna bakom växelverkan mellan arbete och teknologisk förändring måste man till att börja med göra skillnad på jobb, arbetsuppgifter, kompetenser eller färdigheter (Autor, Levy och Murnane, 2003; Autor, 2015, Acemoglu och Restrepo, 2016; 2018). Relationen mellan jobb och arbetsuppgifter är inte statisk och en viss typ av kompetens eller färdighet kan användas till många olika typer av arbetsuppgifter. Det bör även att förtydligas vad som menas med ”automatisering”. Automatisering har blivit ett vedertaget begrepp för att beskriva hur ny teknik påverkar mänskligt arbete. Problemet är att begreppet betonar hur maskiner *ersätter* människor, medan ny teknik i verkligheten både agerar som *substitut* och *komplement* till mänsklig arbetskraft i ekonomin (Acemoglu och Restrepo, 2019a). Eftersom automatiseringsbegreppet har blivit centralt för den pågående debatten om framtidens arbete används det också i denna rapport för att undvika den förvirring som annars riskerar att följa med konkurrerande begrepp. Däremot tydliggörs, i möjligaste mån, de tillfällen då det handlar om substitut respektive komplement.

3. Rapportförfattarens översättning

2.2 Jobb förstörs inte, arbete omorganiseras

Jobb utgör inte en odelbar atom i ekonomin. Tvärtom består varje jobb av en uppsättning arbetsuppgifter och fördelningen av uppgifter kan skilja sig åt mellan till synes likartade jobb inom olika branscher eller i olika länder. Det råder inte heller ett 1:1-förhållande mellan människors färdigheter eller kompetenser och vilka arbetsuppgifter de kan utföra. Människor med olika färdigheter kan utföra likartade arbetsuppgifter och dessutom kan vissa färdigheter tillämpas på fler arbetsuppgifter än andra. Teknologisk förändring kan både ersätta och komplettera mänskligt arbete på ett sätt som leder till en omorganisering av arbetsuppgifter i ekonomin – hur människor påverkas av en sådan omorganisering beror till stor del på vilka färdigheter de besitter.

Skillnaden mellan att titta på jobb och arbetsuppgifter när man studerar teknologisk förändring kan ha en avgörande inverkan på utfallet. Det beror bl.a. på att en till synes enhetlig kategori av arbeten kan innehålla jobb med väldigt olika sammansättningar av arbetsuppgifter samt att automatisering inte sker ett jobb i taget utan snarare en arbetsuppgift i taget (Autor och Handel, 2013).

I en av de mest uppmärksammade studierna om automatisering av arbete lät forskare en grupp experter inom maskininlärning uppskatta hur stor andel av arbetsuppgifterna inom olika jobbkategorier som skulle kunna ersättas av maskiner. Utifrån detta gjorde man antagandet att om 70 procent eller mer av arbetsuppgifterna kan substitueras kommer alla jobb i kategorin att försvinna (Frey och Osborne, 2013). Studiens resultat indikerar att 47 procent av arbetstillfällena i USA skulle automatiseras och därmed förstöras av den teknologiska utvecklingen. En annan studie har med samma metod visat att 54 procent av arbetstillfällena inom EU skulle försvinna.[4]

De anmärkningsvärda resultaten har senare visat sig till stor del bero på antagandet att alla jobb i en kategori ser likadana ut, men kan också tillskrivas den indirekta förväntan om att ett jobb antingen utförs av en människa eller av en maskin. En senare studie som istället har analyserat arbetsuppgifter utan att klumpa ihop dem i jobbkategorier visar att i genomsnitt nio procent av arbetstillfällena i OECD-länderna (sju procent i Sverige) förknippas med en hög grad (>70 procent av arbetsuppgifterna) av automatisering (Arntz m.fl., 2016). Samtidigt som den sistnämnda studien ger en mer rättvisande bild av utvecklingen visar också skillnaden mellan resultaten i de båda studierna vikten av att nyansera diskussionen om framtidens arbete.

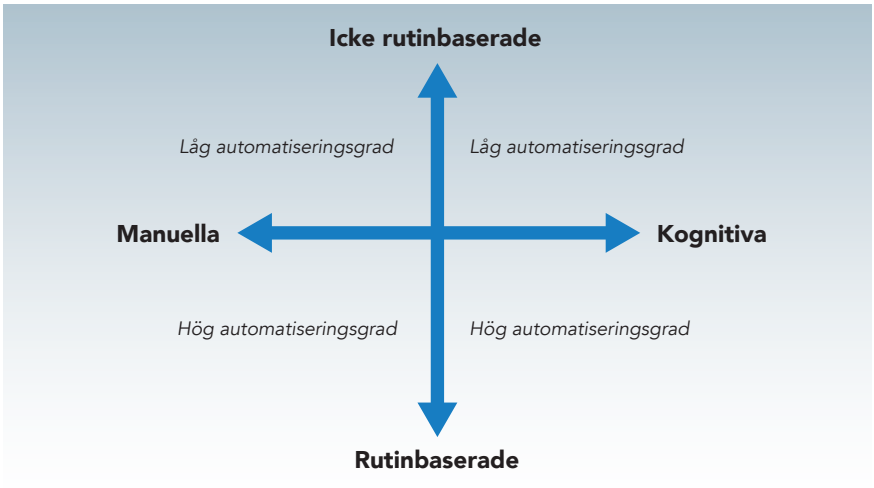
Det är fortfarande en stor andel av alla arbetstillfällen som i någon utsträckning kommer att påverkas av ny teknik och automatisering vilket i sin tur kommer att

4. http://bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation/

påverka kompetenskraven för jobbet (Nedelkoska och Quintini, 2018), men bara en liten andel av dessa jobb riskerar att fullständigt ersättas av maskiner. Arntz och hennes medförfattare finner att i genomsnitt 36 procent av arbetsuppgifterna per jobb i Sverige förväntas exponeras för automatisering. Konsultföretaget McKinsey (2017) har genomfört en kartläggning av förutsättningarna för automatisering av över 2 000 arbetsuppgifter inom över 800 yrkeskategorier i den amerikanska ekonomin. Författarna uppskattar att cirka fem procent av dessa yrken skulle kunna ersättas fullständigt med befintliga teknologier. Samtidigt pekar undersökningen på att så gott som alla jobb berörs i någon grad av automatisering samt att omkring hälften av alla arbetsuppgifter i den globala ekonomin skulle kunna automatiseras med befintlig teknik.

Ekonomerna David Autor, Frank Levy och Richard Murnane har formulerat ett ramverk för att beskriva hur teknologisk förändring påverkar arbetsfördelning i termer av arbetsuppgifter (Autor m.fl., 2003). De skiljer på å ena sidan rutinbaserade och icke rutinbaserade uppgifter och å andra sidan manuellt och kognitivt (eller abstrakt) arbete. Manuella uppgifter handlar huvudsakligen om fysiskt arbete medan kognitiva uppgifter handlar om kunskapsdrivet arbete. På grund av att rutinbaserade uppgifter kan beskrivas med tydliga regler är de enklare att automatisera och kan därför tas över av programmeringsbara maskiner och mjukvara, medan icke rutinbaserade uppgifter kräver egenskaper som anpassningsförmåga eller problemlösning som inte enkelt kan fångas i förutbestämda regler (se figur 1).

Figur 1: Teknologisk förändring och arbetsuppgifter



En arbetsuppgiftsorienterad ansats som bygger på hur enkelt uppgifter kan begränsas till och beskrivas av regler föranleder två viktiga observationer. För det första

kan den teknologiska förändringen förväntas påverka arbetsuppgifter längs så gott som *hela* lönedistributionen, från rutinbaserade manuella uppgifter till rutinbaserade kognitiva uppgifter.

För det andra lägger Autor, Levy och Murnane grunden för den rutiniseringshypotes (*routinization hypotehsis*) som sedermera blivit empiriskt bekräftad och vedertagen inom forskningen. Vilka arbetsuppgifter som kan kodifieras är inte statiskt utan förändras hela tiden. Det resonemang som ligger till grund för differentieringen mellan rutinbaserade och icke rutinbaserade arbetsuppgifter bygger till exempel på utvecklingen av robotar och mjukvaruprogram som programmerats för att följa explicita regler (om X så Y) (Levy och Murnane, 2004). Maskininlärning nämns i förbifarten men hade ännu inte haft sitt stora genombrott utanför sitt eget forskningsfält och mönsterigenkänning pekas därför ut som en huvudsakligen mänsklig kompetens. Genom att ha åtminstone delvis fel om maskininlärning och mönsterigenkänning har Autor, Levy och Murnane egentligen visat hur rätt de hade om uppdelningen mellan rutinbaserade och icke rutinbaserade arbetsuppgifter. I takt med att uppgifter kan kodifieras eller översättas till en algoritmisk struktur (även om uppgiften inte följer explicita och förutsägbara regler som kan artikuleras av människor) kan maskiner börja lära sig arbetet.

2.3 Jobbpolarisering

En följd av rutiniseringshypotesen är att förändringen i efterfrågan på arbete inte kan förväntas vara strikt linjär eller monotont ökande med utbildningsgrad. Till skillnad från utbildningsorienterad teknologisk förändring (*skill-biased technological change*) som främjar utbildad arbetskraft (Tinbergen, 1974) förknippas den moderna automatiseringen med uppgiftsorienterad teknologisk förändring (*task-biased technological change*). Rutinbaserade manuella och kognitiva arbetsuppgifter kan i större utsträckning automatiseras och ersättas av maskiner, vilket leder till s.k. jobbpolarisering med en växande andel jobb som domineras av icke rutinbaserade manuella respektive kognitiva arbetsuppgifter. Denna typ av arbetsuppgifter förknippas vanligtvis med låg- respektive högbetalda arbeten i lönedistributionens båda ändar. Därmed kan en jobbpolarisering antas leda till en liknande men mindre uttalad lönepolarisering på makronivå (Autor, 2015). Om det tidigare varit så att teknologi i hög grad utgör ett substitut för lågutbildade och ett komplement för högutbildade tycks bilden ha förändrats, åtminstone delvis, med den digitala teknikens utbredning i ekonomin.

Rutinbaserade manuella uppgifter kan ersättas av robotar som utför tunga lyft eller genomför repetitiva uppgifter längs ett löpande band. Detta återspeglar den historiska bilden om hur maskinen fysiskt ersätter människor och många av de mest rutinbaserade uppgifterna sköts redan av maskiner. Blickar man tillbaka till industrialiseringen och Taylorismens storhetstid fanns det en tydlig ambition om att

anpassa människornas arbete till maskinerna i fabrikerna, något som tidigt lade grunden för rutinisering och automatisering. Samtidigt kan mjukvarurobotar ta över rutinbaserade kognitiva uppgifter som handlar om att utföra beräkningar, sammanställa statistik, tillhandahålla bokningstjänster eller utföra andra tjänster som följer tydliga regler och processer. Det betyder att även bland tjänstemän och i typiska medelklassjobb kan tekniken fungera som ett substitut för rutinbaserade uppgifter. I och med detta minskar andelen arbete i mitten av lönedistributionen.

De icke rutinbaserade uppgifter som kräver mest mänskligt arbete associeras med oförutsägbarhet, osäkerhet, tvetydighet eller komplexitet. Kognitiva icke rutinbaserade arbetsuppgifter förknippas med hög utbildningsnivå medan manuella icke rutinbaserade uppgifter i större utsträckning förknippas med sunt förnuft. Mellan dessa två grupper är det också sannolikt att ny teknik som komplement kan ge en större produktivitetsökning bland högutbildade, vilket skulle kunna orsaka ytterligare polarisering i löner.

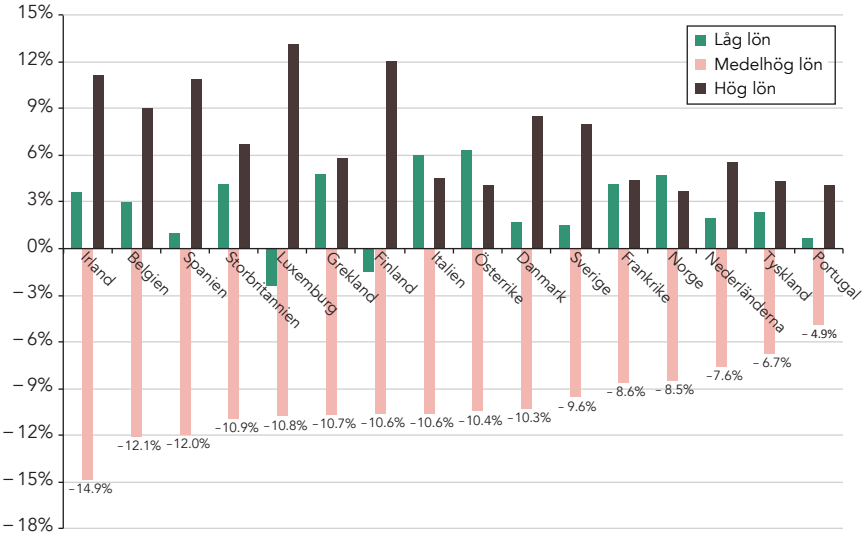
Detta innebär, allt annat lika, att om andelen arbeten i mitten av lönedistributionen sjunker kommer människor som hade dessa jobb att antingen försöka få ett jobb med högre lön eller konkurrera om jobb med lägre lön. Om mer välbetalda jobb kräver mer utbildning eller är svårare att få är risken stor att fler överutbildade individer kommer att bidra till ökad konkurrens om jobben i den lägre änden av lönedistributionen. Samtidigt kan efterfrågan på de mest högutbildade växa. Det finns dock ytterligare ett par faktorer att ta hänsyn till som försvårar bilden något. För det första bidrar den teknologiska förändringen inte enbart till automatisering utan möjliggör också förflyttning av arbete till andra ekonomier med bättre tillgång på den efterfrågade arbetskraften (outsourcing eller off-shoring). För det andra kan digitala verktyg komplettera människors färdigheter och på så vis öka och utvidga deras faktiska produktivitet, och därmed göra det möjligt för dem att konkurrera om mer krävande arbetsuppgifter. För det tredje behöver en högskoleutbildning, som ofta till stor del bygger på att förmedla och testa kodifierad eller regelbaserad kunskap - inte vara någon garanti för att en individ ska bli innovativ, kreativ eller initiativrik på det sätt som krävs för att hantera de osäkra, tvetydiga och komplexa arbetssituationer som förknippas med icke rutinbaserade kognitivt krävande arbete.

Det finns en växande mängd empiriska studier som på olika vis bekräftar bilden av en framväxande jobbpolarisering. Ekonomerna David Autor och Daron Acemoglu har identifierat en framväxande och ökande polariseringstrend i sysselsättning på den amerikanska arbetsmarknaden från 1979 till 2007 (Autor och Acemoglu, 2011). Under perioden 1979–1989 växte kunskapsintensiva yrken som andel av sysselsättningen medan yrken som inte kräver utbildning minskade, i linje med en utbildningsorienterad teknologisk förändring. Under 1990-talet ökade de mest

respektive minst kunskapskrävande yrkena, medan mitten av skalan minskade något, vilket speglar en uppgiftsorienterad teknologisk förändring. Polariseringen på arbetsmarknaden förstärktes 1999–2007 då andelen minst kunskapskrävande yrken ökade kraftigt medan mitten av skalan fortsatte krympa och de mest kunskapskrävande yrkesgrupperna var oförändrade.

Med reservation för olikheter i datasammansättningen finner Autor och Acemoglu tydliga likheter mellan USA och EU (med data från Eurostat) – lågutbildade och högutbildade yrkesgrupper växer medan mitten av utbildningsskalan krymper. Liknande studier på europeiska och svenska data bekräftar bilden av jobbpolarisering med avseende på utbildningskrav och lön och visar även att skillnaderna mellan olika europeiska länder är små (Goos m.fl., 2009, Goos m.fl., 2014, Andermon och Gustavsson, 2015, Heyman m.fl., 2016). Autor (2015) har visualiserat data från Goos m.fl. (2014) som åskådliggör jobbpolariseringen med avseende på löner i europeiska länder mellan 1993 och 2010 (se figur 2).

Figur 2: Jobbpolarisering i Europa



Källa: Autor, 2015.

Sverige utmärker sig något i jämförelse med andra länder genom en sammanpressad lönestruktur, omfattande reglering av arbetsmarknaden och den ”svenska modellen”, men även här finns tecken på jobbpolarisering. Ekonomerna Adrian Adermon och Magnus Gustavsson identifierar en polarisering på arbetsmarknaden mellan 1990–2005 i linje med uppgiftsorienterad teknologisk förändring (Adermon och Gustavsson, 2015a). I synnerhet finner de en tillväxt av icke-rutinbaserat arbete och

en minskning av rutindominerade jobb. De studerar också förändring i löner och finner stöd för uppgiftsorienterad förändring inom yrkeskategorier, dock ej mellan yrkesgrupper vilket skulle kunna förklaras av hur lönerna påverkas av förhandling mellan arbetsmarknadens parter.

Fredrik Heyman, Pehr-Johan Norbäck och Lars Persson har studerat digitalisering och utvecklingen på den svenska arbetsmarknaden för perioden 1996–2013 (Heyman m.fl., 2016). De påvisar en tillväxt i andelen höglönejobb kombinerat med en minskning av andelen jobb med medelhög lön, men ser ingen statistiskt signifikant ökning av andelen låglönejobb. Även i detta fall kan regleringar av svensk arbetsmarknad påverka utvecklingen inom lågavlönade yrkeskategorier. Resultaten visar även att de yrken vars andel av sysselsättningen minskar även är förknippade med en hög potential för automatisering (baserat på Frey och Osbournes definition). I en fördjupad undersökning visar forskarna vidare att höglönejobb med låg automatiseringspotential förknippas med medelhög eller hög risk för offshoring, medan de låglönejobb med hög automatiseringspotential som växer har låg risk för offshoring. Detta talar för att den framtida utvecklingen på svensk arbetsmarknad formas av både teknologisk förändring och globalisering, exempelvis framväxten av globala värdekedjor (Andersson, 2018). Till sist påpekar Heyman med medförfattare att utvecklingen fram till 2013 indikerar att digitaliseringen redan fått genomslag i strukturomvandlingen på svensk arbetsmarknad. Till exempel har andelen arbeten med hög automatiseringspotential, särskilt inom industrin, redan sjunkit betydligt.

Det finns flera skäl att tro att jobbpolariseringen och den medföljande lönepolariseringen inte kommer att fortsätta öka obegränsat. Exempelvis argumenterar ekonomen David Autor för att det finns arbetsuppgifter i mitten av lönedistributionen som kräver viss utbildning och som inte på ett enkelt vis kan frikopplas från de arbetsuppgifter som automatiseras (Autor, 2013, 2015). Det är också fullt möjligt att det tillkommer nya arbetsuppgifter, exempelvis genom att mänskligt arbete används för att komplettera maskiners arbete, som kräver viss utbildning och därför placeras i mitten av kompetensskalan i lönedistributionen. Med andra ord skulle en typ av jobb ersättas av en annan typ av jobb i mitten av distributionen (Holzer, 2015). Det betyder emellertid inte att kompetensbehoven för dessa två typer av jobb är jämförbara eller att arbetskraften helt enkelt kan byta från den typen till den andra.

2.4 Rutiniseringshypotesen

Uppdelningen av arbetsuppgifter i rutinbaserade och icke rutinbaserade ska inte betraktas som statisk. Tvärtom kommer den teknologiska utvecklingen kontinuerligt att göra det möjligt att på olika vis kodifiera och/eller ta fram rutiner för hela eller delar av nya arbetsuppgifter. Det är talande att när Autor, Levy och Murnane

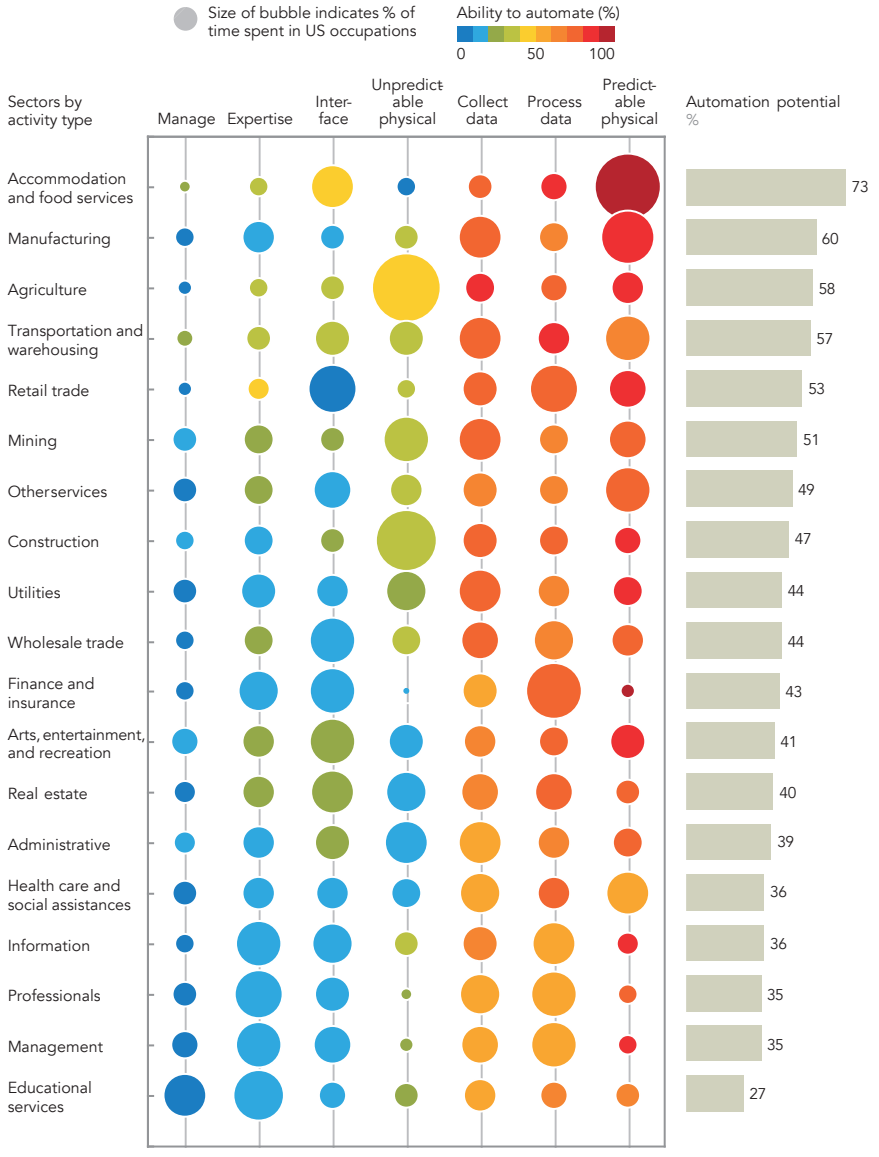
utvecklade sitt resonemang listade de lastbilskörning som en av de uppgifter som de menade låg längst ifrån att beskrivas med algoritmer och utföras av maskiner (Autor m.fl., 2003; Levy och Murnane, 2004). Idag utvecklar såväl Volvo och Scania som startupföretaget Einride självkörande fordon.[5]

Det är alltså inte uppdelningen i rutin och icke-rutin som är kärnan i Autors, Levys och Murnanes bidrag till vår förståelse av digitaliseringen av arbete, utan *rutiniseringen* av uppgifter som en dynamisk process. Däremot är det inte någon deterministisk process och det är viktigt att göra skillnad på två olika saker: (1) förväntningarna på vad maskiner kan och kommer att kunna göra samt (2) den teknologiska förändringen och vad tekniken faktiskt kommer att användas till. Bara för att en arbetsuppgift kan automatiseras är det inte säkert att den *kommer att* automatiseras. Till exempel påpekar Domingos (2015) att även om en robot skulle kunna imitera en bartender perfekt finns det fortfarande en möjlighet att barens besökare föredrar en mänsklig bartender just för att denne är mänsklig.[6]

Med detta sagt är förväntningarna på framtida automatisering högt ställda. McKinsey (2017) har kartlagt hur potentialen för automatisering varierar över olika typer av arbetsuppgifter vilket ger en indikation om framtida rutinisering (Figur 3). Sammanställningen visar typiska arbetsuppgifter per yrkeskategori, förutsättningar för automatisering per arbetsuppgift samt en uppskattning av hur stor andel av arbetstiden i den amerikanska ekonomin som ägnas åt de olika uppgifterna. World Economic Forum har genomfört en internationell undersökning bland HR-chefer som kartlägger respondenternas uppfattning om hur olika typer av uppgifter fördelas mellan människa och maskin idag samt hur de förväntar sig att fördelningen kommer att se ut 2022 (Figur 4) (WEF, 2018). I en undersökning bland drygt 1400 svenska företagsledare ställdes en liknande fråga angående graden av automatisering inom olika uppgiftskategorier idag respektive om tre till fem år (Figur 5) (Swedsoft, 2018). Det bör påpekas att denna typ av prognoser bygger på analyser av vad som är tekniskt möjligt och/eller vilken typ av förväntningar som finns på tekniken och den teknologiska utvecklingen – det vill säga utbudssidan snarare än efterfrågesidan.

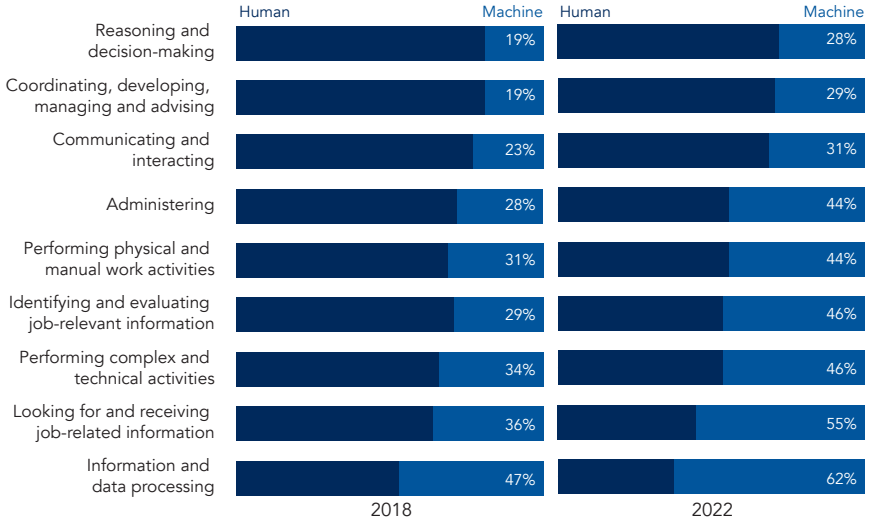
5. Se exempelvis: https://www.breakit.se/artikel/13308/einride-ska-gora-transporter-tio-ganger-billigare-med-sjalvkorande-bilar, https://www.breakit.se/artikel/12063/scania-i-samarbete-med-ahola-transport-om-sjalvkorande-lastbilskonvojer, https://www.breakit.se/artikel/15463/volvo-cars-far-tillstand-att-testa-sjalvkorande-bilar-pa-vagarna
6. Det handlar också om regelverk, institutionella ramverk och det sätt på vilket en specifik ekonomi är organiserad.

Figur 3: Automatiseringspotential



Källa: McKinsey, 2017.

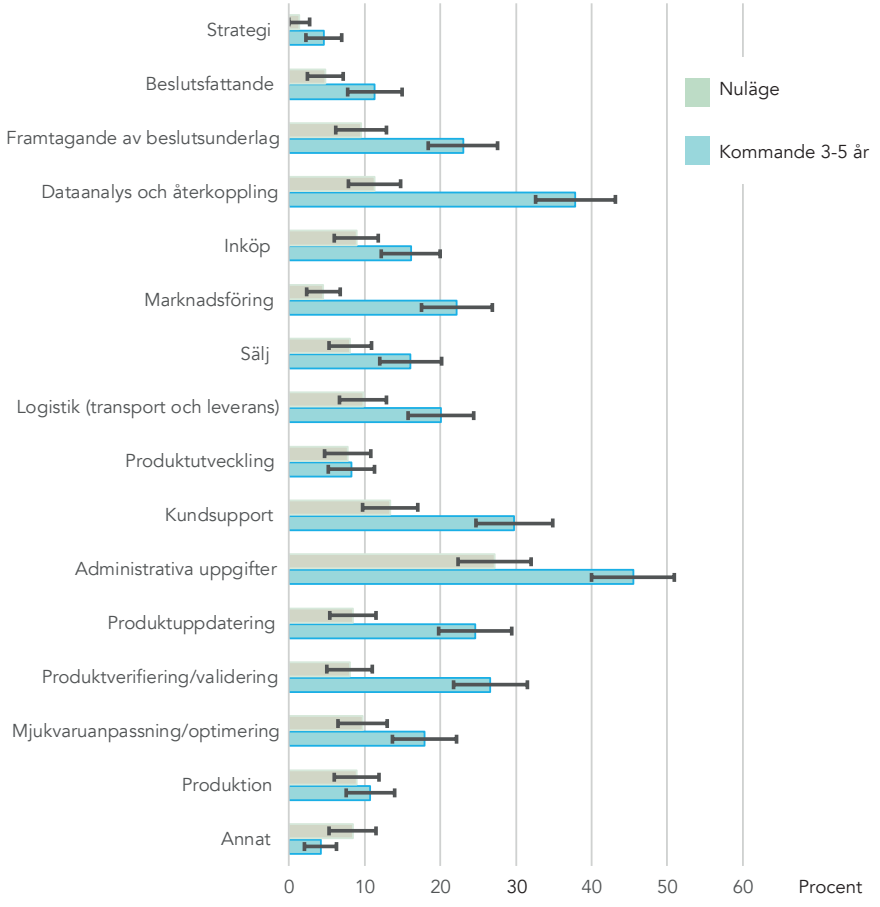
Figur 4: Arbetsfördelning mellan människa och maskin



Källa: World Economic Forum, 2018.

Utfallet av teknologisk förändring ser olika ut i olika delar av ekonomin. Till exempel påverkas både industri och tjänstesektor av digitalisering och tillämpningar av artificiell intelligens, men på delvis olika sätt. Inom industrin har automatiseringen under längre tid präglats av fysiska robotar. Acemoglu och Restrepo (2017) har empiriskt undersökt hur introduktionen av omprogrammeringsbara industrirobotar (definierat som ”*automatically controlled, reprogrammable and multipurpose machine*”) påverkar den amerikanska arbetsmarknaden. De finner att ytterligare en industrirobot inom en specifik industri motsvarar en minskning med tre till sex arbetstillfällen inom den sektorn samt att lönenivåerna sjunker med 0,25procent - 0,5procent för varje ny robot per tusen anställda. Detta stämmer överens med en jobbpolarisering där industrijobb i mitten och nedre hälften av lönedistributionen rutiniseras och automatiseras. I en annan studie används samma data för utbredningen av robotar för att studera ekonomiska effekter över 15 branscher (huvudsakligen tillverkningsindustri) i 17 länder inklusive Sverige (Gaertz och Michaels, 2015). Resultaten visar att ökad robottäthet bidrar till både ökad produktivitet och högre löner. Ett ökat antal robotar påverkar inte sysselsättningen totalt men tycks kunna tränga undan arbetstillfällen inom framförallt låg- men även medellöneyrken.

Figur 5: Automatisering nu och om 3-5 år



Anm: De svarta intervallen markerar konfidensintervall baserat på att SCB har skalat om enkätsvar från ca 1400 företag för att motsvara hela företagspopulationen inom de undersökta branscherna.
Källa: Swedsoft, 2018.

Samtidigt bör det påpekas att industrin ”tjänstefieras”, det vill säga. att företagens konkurrenskraft blir allt mer beroende av ett tjänsteinnehåll (Kommerskollegium, 2016).[7] Det skulle möjligtvis kunna tala för en tillväxt av icke rutinbaserade arbetsuppgifter, åtminstone i den övre halvan av lönedistributionen. För många industriföretag innebär både digitalisering och ökat tjänstefokus en väsentlig omställning i organisationen av arbete och kompetensbehov. Till exempel varslade Tetra Pak i

7. Ett talande om än anekdotiskt exempel är Ericsson som har klassificerats om från industriföretag till tjänsteföretag i svensk statistik.

Lund 150 personer om uppsägning i slutet av 2018 med motiveringen att företaget behöver ställa om verksamheten för att fokusera mer på digitalisering, automatisering och hållbarhet.[8]

Tillväxten i icke-rutinbaserat arbete i den nedre delen av lönedistributionen förknippas ofta med personalintensiva tjänsteyrken. Det är en sanning som eventuellt kräver viss nyansering. Även om delar av arbetet för exempelvis butikshandel och försäljning i figur 3 har låg automatiseringsgrad står de uppgifter som förknippas med hög automatiseringsgrad för en större andel av arbetstiden. Sammantaget uppskattar McKinsey-studien att 53 procent av dessa arbetsuppgifter kommer att kunna ersättas av maskiner.

En möjlig delförklaring till vad som driver automatiseringen i personalintensiva tjänsteyrken är introduktionen av anpassade miljöer och ”virtualisering”, vilket innebär att arbetsuppgifter som är svåra att automatisera på grund av att de genomförs i en komplex miljö kan ersättas av enklare uppgifter i en mer kontrollerad miljö (McAfee och Brynjolfsson, 2017; Autor, 2015). Ett tydligt exempel är beställningssystem på snabbmatskedjor som Max och McDonalds, men även utcheckningskassorna som används av butikskedjor som ICA, Hemköp och Pressbyrån eller internetbanktjänster bygger på virtualisering. Det kallas virtualisering eftersom den ena halvan av processen (kundsidan) fortfarande hanteras av en människa som dessutom ofta får anpassa sig till maskinens förutsättningar. Faktum är att kunden ofta tar över de arbetsuppgifter som inte automatiseras, exempelvis genom att scanna matvarors streckkod eller trycka in en matbeställning i systemet.

Ett liknande mönster syns i finans- och försäkringsbranschen (43 procents automatiseringspotential), vilket talar för att den teknologiska förändringen inom tjänstesektorn även påverkar mer kunskapsintensiva tjänsteyrken. Med detta sagt förknippas de mest kunskapsintensiva tjänsteyrkena fortfarande med lägst automatiseringspotential.

Utfallet av automatisering och teknologisk förändring varierar inte bara mellan sektorer utan även geografiskt. Sverige är ett avlångt land med en ojämn ekonomisk geografi. Urbanisering handlar inte bara om den ojämna koncentrationen av människor utan även om koncentrationen av ekonomisk aktivitet som många gånger t.o.m. är högre än själva befolkningstätheten (Andersson m.fl., 2017). Frank m.fl. (2018) har genomfört en av de första studier som undersöker sambandet mellan automatisering och urbanisering och finner att små arbetsmarknader (små städer) förknippas med mer påtagliga effekter av teknologisk förändring. Hur utfallet faktiskt kommer att se ut över tid beror bl.a. på sammansättningen av

8. https://www.sydsvenskan.se/2018-11-06/tetra-pak-drar-ner-i-lund-70-jobb-hotas

sektorer och arbetskraft i olika regioner, det regionala näringslivets anpassningsförmåga och spridningen av nya teknologier. Detta är något som kräver ytterligare forskning i framtiden.

2.5 Hur maskiner lär sig

Bakom rutiniseringshypotesen finns ett antagande om att den mängd arbetsuppgifter som kan utföras av maskiner expanderar. Det kan delvis bero på att arbetet anpassas till maskinernas förutsättningar genom omorganisering och virtualisering, men det beror också på hur maskiner ”lär sig” att utföra nya typer av uppgifter. Diskussioner om artificiell intelligens, särskilt bland icke-tekniker, antar lätt en ton av antropomorfism, det vill säga att maskinerna tillskrivs mänskliga egenskaper. För att kunna diskutera framtidens arbetsfördelning mellan människa och maskin krävs emellertid en tydligare och konkret bild av vad som menas med att maskiner lär sig.

Det finns ett antal tekniska faktorer som väsentligt har förbättrat förutsättningarna för utvecklingen av maskiner som kan ta sig an nya och svårare uppgifter. Den exponentiella utvecklingen i beräkningskapacitet som ofta kallas Moores lag fungerar som en motor för utvecklingen, medan digitala nätverk och molntjänster utgör en infrastruktur för behandlingen av en växande mängd data med allt mer avancerade sammansättningar av algoritmer. McAfee och Brynjolfsson (2017) beskriver dessa grundläggande förutsättningar med akronymen D.A.N.C.E. (Data, Algorithms, Networks, Cloud and Exponential development). Nick Polson och James Scott, forskare i statistik och datavetenskap, beskriver på liknande vis Moores lag, tillgången till data och molntjänster som nödvändiga förutsättningar för utvecklingen inom artificiell intelligens (Polson och Scott, 2018). För att motverka abstraktion av begreppet betonar de även att artificiell intelligens är algoritmer eller sammansättningar av algoritmer.

Det som skiljer dagens situation från början av 2000-talet är framförallt utvecklingen inom maskininlärning. När David Autor, Frank Levy och Richard Murnane lade grunden för rutiniseringshypotesen beskrev de hur maskiner kan ta över en arbetsuppgift om den kan beskrivas uttömmande i explicita regler, det vill säga i form av en algoritm för utförandet av uppgiften (Autor m.fl., 2003; Levy och Murnane, 2004). Detta härstammar från den artificiella intelligensens förra våg av popularitet på 1980-talet. Då låg fokus för utvecklingen på s.k. expertsystem som utifrån explicita regler och insamlad mänsklig kunskap skulle kunna agera beslutsstöd (Heintz, 2018). Artificiell intelligens handlar fortfarande om regelstyrda program, men algoritmen som står i centrum används inte för att beskriva arbetsuppgiften i explicita regler, utan för att beskriva reglerna för hur programmet kan lära sig arbetsuppgiften med hjälp av stora mängder data. Exempelvis innebär det att en maskin kan bearbeta och anpassa sitt agerande till data som samlas in i realtid, vilket drastiskt utvidgar vilken typ av uppgifter maskiner kan ta sig an.

Pedro Domingos, professor i datavetenskap, beskriver maskininlärning som inverterad programmering eller automatisering av programmering eftersom maskininlärningsprogrammet konstruerar ett program som den mänskliga programmeraren inte hade kunnat bygga på egen hand (Domingos, 2015). Det är med andra ord ett nytt sätt att programmera och anpassa maskiner till specifika situationer och uppgifter (Heintz, 2018). Domingos påpekar att ”*Amazon kan inte på ett enkelt sätt samla in och kategorisera alla sina kunders smaker och preferenser, lika lite som Facebook vet hur man skriver ett program som väljer det bästa innehållet att visa varje användare i nyhetsflödet*”[9]. Företagen är beroende av maskininlärning som kan lösa denna typ av problem.

Framstegen inom maskininlärning förändrar förutsättningarna för att identifiera och beskriva mönster eller rutiner inom olika typer av aktiviteter, det vill säga rutinisering. Maskininlärning drar nytta av förbättrad beräkningskapacitet och datatillgång för att genomföra den statistiska analys som ligger till grund för att identifiera mönster, predicera framtida händelser och uppskatta okända sannolikheter. På så vis blir det möjligt för ett maskininlärningsprogram att lära sig ett fenomen som bilkörning med data som input och som output generera ett program som kan utföra uppgiften att köra en bil. Polson och Scott (2018) menar att fyra utvecklingssteg har varit avgörande för genombrottet inom maskininlärning och prediktion eller datadriven förutsägelse:

- **Komplexa modeller (sammansättningar av algoritmer)**
  Utvecklingen har gått från små modeller som beskriver enkla mönster till mer komplicerade sammansättningar av algoritmer för att beskriva komplexa mönster. Artificiella neuronnät, ekvationer som kan behandla en omfattande mängd parametrar parallellt, har varit avgörande för denna utveckling. Utvecklare vid Google presenterade 2014 ett neuronnätsbaserat program som hanterade 388 736 parametrar för att klassificera bilder. Varje körning krävde 1,5 miljarder beräkningar.

- **Stora och relevanta datamängder**
  För att få utväxling för komplexa modeller krävs tillräckligt stora och varierade datamängder. Annars riskerar modellen att överanpassa resultatet till befintlig datamängd, vilket försämrar prediktioner eftersom de bygger på mönster som är unika för just den datamängden.

- **Experiment: att lära genom försök och misstag**
  Eftersom de komplexa modellerna bygger på mönsterigenkänning i stora mängder data som är oöverskådliga för en enskild människa finns det inte heller någon rättfram regel om hur mönstret ska se ut. Modellen måste istället ”lära sig” genom att successivt minimera felet i sina prediktioner.

9. Rapportförfattarens översättning.

- **Djupinlärning**
  Djupinlärning gör det möjligt att arbeta med och utvinna (mer) information ur mer komplexa indata genom att delvis automatisera själva klassificeringen. Det möjliggörs genom att algoritmer (ett s.k. djupt neuronnät) används för att iterativt dela in indata i en hierarki av kategorier (pixel – öga – ansikte – person).

Det bör påpekas att förutsägelse inte är samma sak som förklaring. En tillämpning av maskininlärning som kan förutsäga när människor i Sverige köper mest sill kan inte förklara att det beror på midsommarfirande om detta inte ingår i dess underliggande data. Det har förekommit argument om att förutsägelse kan ersätta förklaring och att det skulle leda till en marginalisering av teoretiska modeller (”end of theory”), men sådana argument blandar ihop förutsägelsens statistiska induktiva metodik med teoretiska förklaringsmodellers deduktiva metodik.[10] Detta är relevant att ha i åtanke inte minst eftersom människa och maskin kompletterar varandras förmåga till deduktiv respektive induktiv informationsbehandling. Maskininlärning kräver inte bara data, utan också en grundläggande kunskap att utgå ifrån (Domingos, 2015).

Maskiner kan utifrån stora mängder s.k. träningsdata själva estimera eller optimera vilket agerande som leder till bäst utfall inom ramarna för en given uppsättning regler. Man gör skillnad på å ena sidan övervakat lärande som bygger på data som sorterats och etiketterats så att programmet exempelvis jämför par av indata och utdata och å andra sidan oövervakat lärande vilket förutsätter att programmet ska identifiera mönster i mer osorterade data (Heintz, 2018). I övervakat lärande är lösningen tillgänglig i data (kombinationen av indata och utdata) medan den för oövervakat lärande kan vara okänd. Övervakat och oövervakat lärande kan dessutom kompletteras med återkopplingsinlärning, vilket innebär att programmet känner till sitt eget tillstånd och får positiv eller negativ återkoppling på sitt agerande för att på så vis kunna anpassa det. Några av de kanske mest välkända aktuella exemplen på tillämpningar i maskininlärning kommer från företaget Deepmind som har utvecklat mjukvara som har vunnit över världsledande spelare i go (AlphaGo och AlphaGo Zero) (Silver m.fl., 2016) men också gjort anmärkningsvärda framsteg i datorspelet Starcraft II (AlphaStar).[11]

Den datadrivna analysen kompletterar behovet av att med regler ge uttömmande beskrivningar av hur maskinen ska agera i varje möjlig situation. Det betyder också att tillämpningar av maskininlärning kan omfatta beteenden som människor inte har kunnat beskriva uttömmande med regler, men som maskiner kan lära sig från mänskligt beteende (Domingos, 2015; Autor, 2014). Avvägningen mellan explicit regelstyrning

10. https://www.wired.com/2008/06/pb-theory/
11. https://deepmind.com/blog/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii/?fbclid=IwAR2RuEbPVZXxeTKIrQYxTZyzBzSIGmlS9gftE-w2W2Mhv2RvYYUTUBWNlpM

och datadriven analys medför även en ny typ av problem. Med allt mer avancerad maskininlärning och allt bredare tillämpningsområden följer en växande debatt om hur tekniken ska kunna leva upp till krav på bl.a. transparens och etik. Användningen av statistisk analys och mönsterigenkänning i kombination med allt mer avancerade sammansättningar av algoritmer leder till att maskinernas agerande blir mer svåröverskådligt, särskilt för utomstående. Samtidigt som detta har föranlett växande diskussioner om hur man designar rättvisa, etiska och hållbara algoritmer, är tillgången till och kvaliteten på träningsdata många gånger minst lika viktigt, om inte viktigare, för utveckling och innovation som bygger på artificiell intelligens (Cockburn m.fl., 2018).

Polson och Scott (2018) påpekar att många av de grundläggande algoritmerna inom artificiell intelligens bygger på idéer inom ämnen som matematik, astronomi, styrteori och operationsanalys som är långt ifrån nya. Däremot har det inte tidigare varit möjligt att i stor skala bygga system av algoritmer som anpassas till och tillämpas på nya stora datamängder (Wissner-Gross, 2017). Till exempel var den mjukvara som 1997 besegrade schackmästaren Garry Kasparov en kombination av en 14 år gammal algoritm och en sex år gammal datamängd medan den mjukvara Deepmind lanserade 2015, som spelar Atarispel på en mänsklig spelarnivå, var en kombination av en 23 år gammal algoritm och en två år gammal datamängd.

Kvaliteten på data kan påverka utfallet avsevärt. Företaget Amazon utvecklade ett maskininlärningsprogram för att hantera rekrytering, men fick lägga ned projektet eftersom programmet premierade män framför kvinnor och systematiserade det beteendet, något som till stor del kan förklaras av underliggande träningsdata.[12] Det finns flera exempel på hur maskiner ”lär sig fel” på grund av den träningsdata de utgår ifrån, exempelvis för att datamaterialet har varit obalanserat med avseende på kön eller hudfärg. Det kan delvis bero på hur datamaterialet är sammansatt och kategoriserat, men det bör också poängteras att maskiner kan återskapa fördomar eller särbehandling när de lär sig utifrån hur människor faktiskt beter sig (Polson och Scott, 2018, s. 312). Det handlar med andra ord inte bara om hur maskinerna lär sig, utan även vad de lär sig.

I kontrast till detta växer det fram en kategori av maskininlärningsmjukvara som inte är lika beroende av externa träningsdata. Deepmind har till exempel utvecklat ytterligare en mjukvara som har lärt sig att spela go *utan* förgenererade träningsdata, det vill säga genom att bara spela mot sig själv (Silver m.fl., 2017).

Det som beskrivs här är i allt väsentligt intelligenta verktyg, det vill säga specifik artificiell intelligens som är kraftfull och kan agera ”smart” inom ett väldigt avgränsat tillämpningsområde (Heintz, 2018). Samtidigt finns det en växande diskussion

12. https://www.bbc.com/news/technology-45809919

om artificiell generell intelligens (a.g.i.), det vill säga ett program som kan byta tillämpningsområde, dra slutsatser mellan olika områden och kanske t.o.m. kan sägas ha ett medvetande. En uttömmande diskussion om förutsättningarna för en sådan a.g.i. är intressant men ligger bortom avgränsningen för denna rapport. Två saker kan emellertid konstateras. För det första tycks det råda åtminstone viss konsensus inom forskningen om att en artificiell generell intelligens med något som liknar ett eget medvetande inte kommer växa fram genom att successivt utveckla eller slå ihop fler tillämpningar av smal, induktiv artificiell intelligens (Domingos, 2015; Boden, 2016). Det talar i sin tur för att a.g.i. inte spelar en avgörande roll för arbetsfördelningen mellan maskin och människa eller framtida kompetensbehov, åtminstone inte på kort eller medellång sikt. Med detta sagt tycks det troligt att intelligenta verktyg kan leda till omfattande förändring på egen hand inom en nära framtid.

2.6 Komparativa fördelar, arbetsfördelning och kentaurer

Med ett arbetsuppgiftsbaserat perspektiv på teknologisk förändring blir bilden av automatisering mindre svartvit och mer komplicerad. Beakta följande tankeexperiment. Om hälften av en arbetstagares uppgifter ersätts helt av maskiner kan åtminstone fem olika saker hända: 1) personen kan specialisera sig på sina kvarvarande uppgifter i linje med klassisk arbetsfördelning, 2) personen kan få andra arbetsuppgifter som ersätter de som automatiserats, 3) personen kan få nya arbetsuppgifter som tillkommit på grund av ny teknik, 4) personen får arbetsuppgifter som hon eller han tidigare inte har kunnat utföra men nu kan behärska tack vare komplement från intelligenta verktyg eller 5) personen blir av med sitt jobb på grund av arbetsbrist när samma arbetsinsats kan utföras av färre anställda. Då det är förhållandevis få aktiviteter som automatiseras helt och hållet i ekonomin finns det anledning att tro att interaktionen mellan människa och maskin samt kunskapen om respektive parts kompletterande drag kommer att bli allt viktigare (Heintz, 2018).

Det bör också påpekas att maskiners arbete inte behöver delas upp och organiseras på samma sätt som människors arbete. En mjukvara kan hantera en specifik arbetsuppgift för kontor som är spridda över hela världen, eller sköta robotarmar i flera delar av en fabrik samtidigt. De globala matchningsalgoritmer som Uber eller Lyft använder sig av för att sätta förare och åkare i förbindelse automatiserar telefonväxelns funktion men förändrar också organiseringen av arbetet i grunden. Den digitala s.k. e-triagering som flera digitala vårdtjänster använder sig av automatiserar och omorganiserar på liknande vis det arbete som annars utförs av Vårdguiden 1177. Teknologisk förändring påverkar inte bara vilket arbete som utförs av människa eller maskin utan leder till en bred omorganisering av arbete i ekonomin.

Fördelning av arbetsuppgifter mellan människa och maskin handlar till sist om *komparativa fördelar*. Maskiner utför arbetsuppgifter som de är förhållandevis bättre på än människor och vice versa. Historiskt kan fördelningen närmast betraktas som en

fysisk avlastning att maskiner har tagit över tunga lyft och monotona eller farliga (huvudsakligen manuella) arbetsuppgifter medan människor har kunnat ägna sig mer åt tänkande och analytiskt arbete. Med datorisering och digital teknik utmanar maskiner allt oftare människor även inom kognitiva arbetsuppgifter, vilket samtidigt utmanar bilden av att det är kognitivt arbete som är människans komparativa styrka.[13]

Denna utveckling sätter fokus på två kända men likväl viktiga insikter. För det första kan maskiner behandla större mängder data snabbare än människor när det handlar om rutinbaserade beräkningar eller regelstyrda analyser. Det kan vara värt att påminna sig om att den engelska termen ”computer” före datoriseringen var en jobbtitel för människor (ofta kvinnor) vars arbete var att genomföra beräkningar på beställning från bl.a. ingenjörer och analytiker.

För det andra är människors bedömningar och beslutsfattande förknippade med en rad väldokumenterade brister och bias som påverkar utfallet av kognitivt arbete (se exempelvis Kahneman, 2011). McAfee och Brynjolfsson (2017) sammanfattar en rad exempel på hur maskiners beslutsfattande (baserat på statistisk analys och/eller prediktion) inte bara matchar utan överträffar mänskliga beslutsfattare. I en metaanalys av 136 studier som jämför kliniska (mänskliga) och algoritmiska (statistisk analys) bedömningar av människors fysiska och psykologiska hälsa visar Grove m.fl. (2000) att algoritmer i de flesta fall presterar lika bra som eller bättre än mänskliga experter. 48 procent av studierna var oavgjorda. Beroende av vilken typ av analys det handlade om presterade maskiner bättre i 33–47 procent av fallen medan människor var bättre i 6–16 procent av fallen.

Algoritmer och maskiner kan också användas för den typ av kognitivt arbete som brukar förknippas med kreativitet. Till exempel har företaget Autodesk använt sin mjukvara Dreamcatcher för att med s.k. generativ design ta fram maskindelar, bilchassin och stolar (McAfee och Brynjolfsson, 2017; Daugherty och Wilson, 2018).[14] Programmet optimerar design med avseende på en stor mängd parametrar begränsat av ett antal bivillkor (exempelvis stolens sitthöjd, sittyta och bärkraft) och kan på så sätt ta fram helt nya designmönster. Det bör också påpekas att många av dessa mönster inte hade varit möjliga att bygga med traditionell tillverkning, men kan konstrueras med hjälp av 3D-skrivare eller additiv tillverkning. Tillsammans öppnar alltså maskiner och algoritmer upp för en typ av design som varit otänkbar utan dem.

Mot denna bakgrund argumenterar McAfee och Brynjolfsson (2017, s. 56) för att det behövs ett nytt, eller inverterat, partnerskap mellan människa och maskin. De skriver att ”*istället för att låta maskiner ge underlag till mänskligt omdöme så*

13. Möjligtvis leder detta till mer känslosamma reaktioner eftersom maskinerna utmanar något som ofta betraktas som unikt mänskligt.
14. https://autodeskresearch.com/projects/dreamcatcher

skulle mänskligt omdöme kunna fungera som underlag till algoritmer". Samtidigt som det kan låta mer dramatiskt än vad det nog egentligen är, innebär förskjutningen att algoritmer tar fler typer av beslut samt att exakt hur dessa beslut fattas blir mindre transparent för oss människor. Detta leder i sin tur till frågan om vilken roll mänsklig expertis kommer att spela i framtiden. Richard och Daniel Susskind (2015) menar att den teknologiska utvecklingen utmanar professionella expertyrken som jurister, läkare och revisorer som förutsätter specialistkunskap, legitimering, reglerad verksamhetsutövning och en gemensam värdegrund. Utvecklingen av nya tekniska tillämpningar har minskat knappheten i tillgången till specialistkunskap, vilket de argumenterar för kommer att underminera den skråliknande struktur som fortfarande omfattar dessa yrken. Susskind och Susskind beskriver en utveckling som präglas av 1) rutinisering av arbetsuppgifter, 2) omorganisering som konkurrensutsätter expertens mellanhandsroll samt 3) dekomponering av expertyrket i olika moment som kan hanteras av olika utförare. De tar bl.a. upp mjukvara för bokföring, diagnostiska appar och digitala vårdtjänster samt s.k. MOOCs (Massive Open Online Course) som exempel på tekniska tillämpningar som skapar nya förutsättningar för revisorer, läkare och universitetslärare.

Det bör påpekas att detta även gäller expertis inom områden som explicit förknippas med digital teknologi. Till exempel pågår en kontinuerlig rutinisering och automatisering (eller modularisering) av programmeringsarbete. Under den senare hälften av 1990-talet behövde man kunna skiva HTML-kod för att bygga en hemsida, medan det idag är fullt möjligt att i verktyg som Wordpress konstruera en webbplats på några minuter genom att välja utseende från en rad förbestämda teman och modulinsatser. Clive Thompson, journalist som bl.a. skriver i Wired, pekade 2016 på att programmerare är på väg att bli de nya fabriksarbetarna (blue collar workers).[15] Med andra ord är varken expertis eller programmeringskompetens några undantag från den pågående rutiniseringen och kodifieringen av arbetsuppgifter.

Utvecklingen inom digitalisering och artificiell intelligens visar klart och tydligt att kognitivt arbete inte är något unikt mänskligt samt att maskiner kan både ersätta och komplettera människor inom denna typ av arbetsuppgifter. Däremot är det ingen garanti för att *alla* arbetsuppgifter kommer att tas över av maskiner och mjukvara eller att mängden arbete för människor kommer att ta slut. Många känner till att Garry Kasparov besegrades av IBM:s mjukvaruspelare Deep Blue 1997, men betydligt färre vet vad Kasparov gjort för schackspelandet mellan människa och maskin sedan dess. Han har inrättat en typ av schackturnering (*Freestyle chess*) som tillåter tre kategorier av spelare: människor, artificiella intelligenser och s.k. kentaurer som kombinerar mänskliga

15. https://www.wired.com/2017/02/programming-is-the-new-blue-collar-job/

spelare och mjukvara (Kasparov, 2017; Kelly, 2017, s. 41).[16] Kasparov menade att han själv hade kunnat spela bättre om han hade haft samma omedelbara tillgång till en databas med tidigare spel och drag som Deep Blue hade och han tycks ha fått rätt.

I en freestyleturnering i schack 2005 var vinnarlaget en kentaurspelare, men vad som är än mer intressant är att laget inte bestod av några stormästare i schack. Istället var det två amatörspelare med goda kunskaper om hur de skulle samarbeta med sina datorer som tog hem segern. Journalisten Clive Thompson (2013) beskriver hur freestyle-schack har förändrat spelet på två vis. För det första har en ny typ av ”shackintelligens” vuxit fram som innebär att ett par nybörjarspelare med datorer kan slå stormästare även om de också har hjälp av datorer. I termer av kognitivt arbete betyder det att maskinens kompletterande roll kan låta en eller flera människor göra arbete som de tidigare inte hade kunnat utföra. Det talar i sin tur för att människor med intelligenta verktyg i större utsträckning borde kunna konkurrera över sin tidigare kompetensnivå vid en ökad jobbpolarisering. Det tåls att påpekas att denna typ av argumentation är spekulativ, men lika viktigt är det att understryka att det finns gott om konkreta exempel på hur människor förstärker sin kognitiva kapacitet eller sin produktivitet i vardagen, inte minst med hjälp av sina smartphones. Att det är svårt att isolera och kvantifiera denna typ av effekt på ett sätt som gör den jämförbar med statistiska analyser av automatiseringspotential betyder inte att den saknar relevans för utvecklingen. Tvärtom pekar flera forskare ut bristen på mer detaljerad data över hur teknik kan augmentera och/eller ersätta mänskliga arbetare som en de främsta flaskhalsarna för att kunna studera och förstå framtidens arbete och arbetsmarknad (Frank m.fl 2019).

För det andra menar Thompson att utvecklingen också påverkar spelet schack som sådant. Han citerar flera schackspelare som påpekar hur mänskliga spelare har blivit mer prövande, kreativa och vågade i sitt spel. En lång utveckling av schackprogram och Youtube-filmer med schackmatcher har också gjort det möjligt för fler att skaffa sig grundläggande erfarenhet och intuition för att spela schack. Med andra ord har den teknologiska förändringen gjort det enklare att lära sig spela schack men också förändrat förutsättningarna för vad som är en bra schackspelare. I schackturneringen Freestyle Battle 2014 vann rena maskinspelare 42 matcher medan kentaurspelare vann 53 matcher och turneringens segrare var återigen en kentaurspelare. Kentauren blir alltså ett svar på vilken kombination av människa och maskin som gör jobbet bäst.

Hur kentaurrelationen kan översättas till arbetsmarknaden i bred bemärkelse är en öppen fråga som har inspirerat till mycket diskussion, men faktum är att vi redan

16. Människa-maskin-spelare kom att kallas kentaurer (mytologisk varelse som är till hälften häst och till hälften människa) eftersom de kombinerar maskinens förmåga att processa mycket information (arbetshäst) men människans intuition och strategiska tänkande.

har delar av svaret. Thompson (2013) beskriver hur hans arbete med att skriva kapitlet om kentaurspelare använde sig av digitala verktyg för att bl.a. söka information, kontrollera källor, få kommentarer på idéer och till slut skriva. Dessa verktyg, menar Thompson, förstärker människors kognitiva förmågor genom utvidgat eller t.o.m. externaliserat minne, förstärkt mönsterigenkänning och förenklad kommunikation.

Vad som är viktigt att ta med sig är att det redan i ett väl avgränsat spel med tydliga regler tycks finnas kompletterande roller mellan människa och maskin. Det talar för att motsvarande balans går att finna även i mer komplexa arbetsmiljöer som kräver större anpassningsförmåga. Till exempel beskriver OECD i en rapport hur BMW ökat produktiviteten i tillverkningen med 85 procent genom att introducera människa-mjukvara-team samt att kombinationer av läkare och AI uppnått träffsäkerhet på 100 procent (högre än för läkare eller AI på egen hand) för att identifiera tuberkulos på röntgenbilder OECD (2018). Rapportförfattarna understryker att utvecklingen inom artificiell intelligens kan skapa nya arbetsuppgifter för människor inom områden som kompletterar statistisk analys och förutsägelse med kritiskt tänkande kreativitet eller empati.

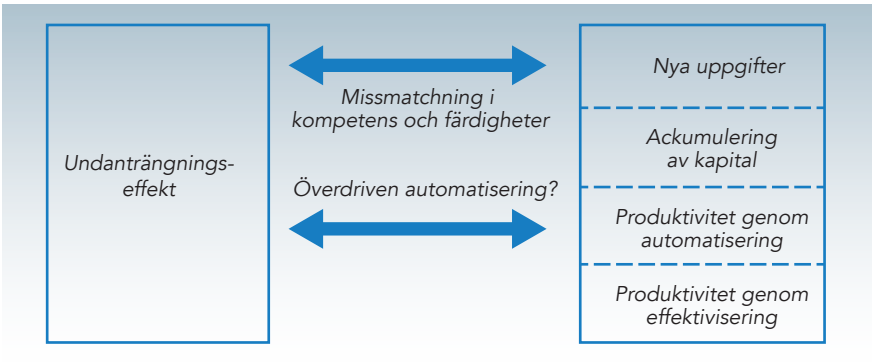
Människors komparativa fördelar på arbetsmarknaden kan utifrån detta beskrivas som en kombination av tre typer av arbete:

1. arbetsuppgifter och kompetenser som inte har rutiniserats och automatiserats,
2. arbete som kompletterar, drar nytta av och/eller stärks av maskiners arbete, det vill säga kentaurjobb, samt
3. nya arbetsuppgifter som uppstår till följd av introduktionen av ny teknik, teknologisk förändring och omorganiseringen av arbete.

Analyser som antar att efterfrågan på mänskligt arbete ska ta slut tenderar att fokusera på den första typen av arbete och ser det som en krympande andel av en ändlig kaka. Till detta bör återigen läggas att diskussioner om automatisering ofta begränsas till utbudssidan av ekonomin, det vill säga vilket arbete maskiner kan eller skulle kunna göra. Tar man efterfrågesidan i beaktande, det vill säga vad människor vill ha, är det inte längre självklart att maskiner är att föredra framför människor. Analyser som endast fokuserar på den andra typen av arbete ser bara till teknikens produktivitetshöjande aspekter. Den typen av produktivitetsökningar måste dock sättas i relation till hur människor byter arbetsuppgifter eller jobb över tid. Tillgång och efterfrågan på humankapital idag skiljer sig väsentligt från hur det såg ut i övergången från jordbruk till fabriksindustri, vilket talar för att uteblivna jobb inte rakt av kan ersättas utan istället kommer att ge upphov till flyttkedjor på arbetsmarknaden. Analyser som bara fokuserar på den tredje typen av arbete begränsas till att räkna hur många nya yrken som skapas eller skulle kunna skapas. Då tas emellertid ingen hänsyn till hur bestående dessa arbeten är eller hur de passar in i ekonomin som helhet. En realistisk bild av utvecklingen måste därför inkludera alla dessa tre perspektiv på arbete och sätta dem i förhållande en dynamisk relation mellan utbud och efterfrågan på arbetsmarknaden.

Tillgången till, fördelningen av och efterfrågan på kompetenser och färdigheter skapar friktion som påverkar hela arbetsmarknaden. Ekonomerna Daron Acemoglu och Pascual Restrepo har utvecklat en modell som ska fånga balansen mellan teknologisk förändring (automatisering och artificiell intelligens) och arbetstillfällen, lönenivåer och sysselsättning (Figur 6) (Acemoglu och Restrepo, 2018). De utgår från att ny teknologi leder till en undanträngningseffekt (*displacement effect*) på arbetsmarknaden som minskar löner och efterfrågan på vissa sorters arbete. Dessa uträngningseffekter kan motverkas av ökad efterfrågan på arbete till följd av fyra faktorer: 1) produktivitetsökningar till följd av effektivare teknologiska lösningar, 2) produktivitetsökningar till följd av automatisering av mänskligt arbete, 3) ackumulering av fysiskt kapital som skapar efterfrågan på arbetskraft för att tillverka och underhålla maskiner samt 4) uppkomsten av nya arbetsuppgifter.

Figur 6: Teknologisk förändring i balans ?



Källa: Acemoglu och Restrepo, 2018.

Vad Acemoglu och Restrepo visar i sin modell är att även om produktivitetsvinsterna är stora så kan de inte ensamma balansera undanträngningseffekterna till följd av automatisering och resultatet blir att mängden (mänskligt) arbete i ekonomin minskar. Så här långt stämmer modellen överens med andra analyser som pekar på hur minskad efterfrågan på arbete leder till minskad köpkraft som ytterligare dämpar utvecklingen i ekonomin (till exempel Benzell m.fl., 2015). Sådana analyser tar däremot inte hänsyn till den bredare strukturomvandling som teknologisk förändring kan ge upphov till i ekonomin, det vill säga hur undanträngningseffekter balanseras mot både produktivitetsvinster och tillkomsten av nya arbetsuppgifter.

Acemoglus och Restrepos arbete utvidgar analysen och illustrerar tydligt den nyckelroll tillkomsten av nya arbetsuppgifter och jobb spelar, men även vilka hinder som motverkar en omfördelning av arbete i ekonomin. Till att börja med uppstår en diskrepans i kompetens mellan efterfrågan kopplat till nya arbetsuppgifter och tillgången kopplat till den befintliga arbetskraften. En av de saker som särskiljer

Acemoglu och Restrepos modell från vad de kallar den kanoniska modellen inom arbetsmarknadsekonomisk forskning (förutom antagandet att teknologisk förändring ger upphov till undanträngningseffekter) är att de gör skillnad på kompetens och arbetsuppgift. Människor som behöver byta jobb har inte nödvändigtvis den kompetens som krävs, och de som har det utgör en knapp resurs i ekonomin och behöver därför sannolikt inte byta jobb. Även om intelligenta verktyg kan bidra till att brygga klyftan medför detta krav på ett utbildningssystem som förmår att kompetensutveckla individer löpande under deras yrkesliv, även de som har en högskoleexamen (Wernberg och Andersson, 2017).

Vidare kan regleringar av arbetsmarknaden eller andra begränsande institutioner bidra till vad författarna kallar överdriven automatisering, det vill säga att företag investerar i automatisering istället för att kompetensutveckla personal eller investera i annan effektivitetshöjande teknologi. Det är med författarnas ord ”*inte den briljanta superproduktiva automatiseringsteknologin som hotar efterfrågan på arbete, utan den teknologi som bara är ’so-so’ och som skapar undanträngningseffekter genom att ersätta arbetskraft men inte leder till några produktivitetsvinster*”[17]. En relevant fråga att ställa sig är i vilken grad svenska regelverk och svensk arbetsmarknadsreglering främjar denna typ av suboptimal automatisering. I en senare uppsats utvidgar Acemoglu och Restrepo sitt resonemang med en empirisk analys som indikerar att sysselsättningsutvecklingen i USA kan förklaras med hjälp av tre faktorer: en acceleration i undanträngningseffekter särskilt i tillverkningsindustrin, en svagare utveckling av nya arbetsuppgifter och långsammare produktivitetsutveckling (Acemoglu och Restrepo, 2019b). Sammantaget talar detta för att ekonomin genomgår en strukturomvandling och att upptagningen av teknik ännu inte lett till utväxling i form av omorganisering och anpassning till de nya förutsättningar som tekniken för med sig.

Herbert Simon, Nobelpristagare i ekonomi, argumenterade under 1960-talet för att automatiseringen inte kommer att förstöra alla jobb utan också skapa nya, men han var noggrann med att ta höjd för osäkerheten kring hur dessa nya jobb kommer att se ut (Levy och Murnane, 2004, s. 8–9):

> *“In the entire occupied population, a larger fraction of members than present will be engaged in occupations where “personal service” involving face-to-face human interaction is an important part of the job. I am confident of stating this conclusion; far less confident in conjecturing what these occupations will be”*

Nu liksom då är frågan om framtidens färdigheter och jobb högaktuell och nu liksom då måste vi närma oss den utifrån en medveten osäkerhet och en stor dos ödmjukhet.

17. Rapportförfattarens översättning.

3 – Framtida kompetensbehov

3.1 Tre sorters kompetens

Utvecklingen i arbetsfördelning mellan människa och maskin medför i sin tur förändrade kompetensbehov, men vilka färdigheter kommer företagen att efterfråga som mest om tio år och vilken kompetens måste människor ha för att över huvud taget få ett jobb? Mot bakgrund av rutiniseringshypotesen, empiriska resultat som pekar på en om inte permanent så åtminstone tillfällig jobbpolarisering, samt den teknologiska utvecklingen kan man konstatera att det samlade kompetensbehovet de närmaste tio åren med stor sannolikhet kommer att betona tre olika typer av kompetens:

- **Teknisk specialistkompetens** med fokus på att utveckla, implementera och sköta den nya tekniken.
- **Möjliggörande kompetenser** som krävs för att kunna dra nytta av intelligenta verktyg för att arbeta på nya och effektivare vis.
- **Kompletterande icke tekniska kompetenser** som förstärker människors komparativa fördelar gentemot maskiner.

Denna uppdelning stämmer väl överens med och bygger vidare på den kategorisering av kompetenser som utvecklats av Tillväxtanalys (2017, 2019). Även OECD (2016a) använder en liknande uppdelning.[18]

Samtidigt som de olika kompetenstyperna överlappar varandra är det viktigt att både skilja på dem och sätta dem i relation till varandra. Medan tekniken spelar huvudrollen i tekniska specialistkompetenser spelar den en biroll i möjliggörande kompetenser och än mer så inom de icke tekniska kompletterande kompetenserna. Tittar man istället på det förväntade behovet och distributionen av kompetenser i

18. OECD använder sig av tre kategorier: tekniska och professionella kompetenser, generiska IT-kompetenser samt mjuka kompletterande IT-kompetenser.

ekonomin är det inte osannolikt att andelen människor som huvudsakligen arbetar med specialistkompetenser är väsentligt mindre än gruppen som huvudsakligen livnär sig på möjliggörande eller kompletterande kompetenser. Det finns med andra ord inget enkelt svar på hur framtidens kompetensbehov ser ut, men det finns flera olika svar på hur kompetensbehovet kommer att förändras och tillsammans kan de bidra till en bättre förståelse av den pågående utvecklingen. Det hela påminner på sätt och vis om den klassiska metaforen med forskare som undersöker en elefant i ett mörkt rum och drar sina egna slutsatser beroende på vilken del av elefanten de undersöker.

Teknisk specialistkompetens

Teknisk specialistkompetens står ofta i centrum för samhällspolitisk debatt eller politiska diskussioner om framtidens kompetensförsörjning och beskrivs inte sällan i termer av ingenjörsbrist eller brist på IT-specialister. Till exempel prognostiserade branschorganisationen IT&Telekomföretagen år 2015 att det kommer att saknas 60 000 ”IT-proffs” år 2020 baserat på undersökningar bland medlemsföretagen, och år 2017 uppdaterades prognosen till att det kommer att saknas 70 000 ”personer med IT- eller digitalt relaterad kompetens” år 2022.[19] Enligt en rapport från Statistiska Centralbyrån (SCB) upplever 77 procent av arbetsgivare en brist på nyutexaminerade inom dator- och kommunikationsteknik på gymnasienivå och ungefär hälften av arbetsgivarna rapporterar motsvarande brist på civilingenjörer inom elektronik, datateknik och automation på högskolenivå (SCB, 2018).[20] Det är lätt att få intrycket att svaret på dessa förändringar i kompetensbehov är en omfördelning av utbildningsplatser på yrkesutbildningar, universitet och högskolor, men det finns anledning att nyansera och problematisera den bilden.

Till att börja med är efterfrågan på teknisk kompetens inte nödvändigtvis så tydligt avgränsad och homogen som den kan framstå. Detta kan med fördel illustreras med en historisk jämförelse. Under datoriseringen av den amerikanska ekonomin i slutet på 1950-talet ökade efterfrågan på programmerare markant vilket ledde till en bred debatt om kompetensbrist och oro för en kommande kris. Teknikhistorikern Nathan Ensmenger skildrar utvecklingen under denna period på ett intressant sätt som nyanserar efterfrågesidan av kompetensbristen (Ensmenger, 2012). Problemet var inte främst, menar Ensmenger, att efterfrågan på programmerare var högre än tillgången. Tvärtom genomfördes en rad utbildnings- och träningsprogram inom industrin som snarare föranledde varningar om överutbud på programmerare, men trots det möttes inte företagens efterfrågan på *rätt* programmerare. De individuella skillnaderna mellan programmerare visade sig vara stora. En IBM-studie

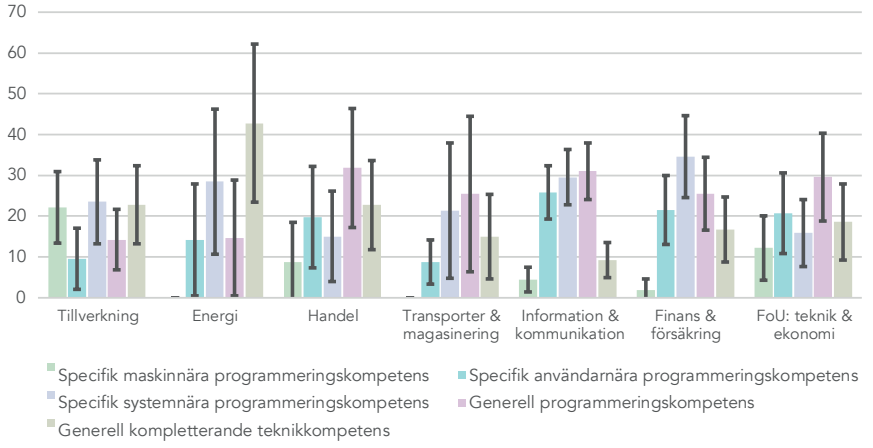
19. https://computersweden.idg.se/2.2683/1.618256/60-000-it-proffs-saknas-om-fem-ar--ansvariga-politiker-maste-fanga-upp-det-har, https://www.itot.se/2017/11/it-kompetensbristen-en-rapport-om-den-svenska-digitala-sektorns-behov-av-spetskompetens/
20. http://www.ingenjoren.se/2019/01/30/ny-matning-sa-har-stor-ar-bristen-pa-ingenjorer/

konstaterade att ”*när en programmerare är bra, är han mycket, mycket bra. Men när han är dålig är han hemsk*”[21] (ibid, s. 19).

Ensmenger konstaterar vidare att datoriseringen bidrog till en bredare strukturell förändring som krävde programmerare med andra kompletterande färdigheter. Detta kan även ha bidragit till att universitetsutbildningar i datavetenskap redan från början kritiserades för att vara för teoretiska och inte tillgodose företagens specifika (och heterogena) behov av arbetskraft. Dessutom ställde utvecklingen nya krav på företagsledningar vilket ledde till en ny kris i slutet på 1960-talet, denna gång på grund av kompetensbristen inom ”software management”. Den nya tekniken skulle inte bara läggas till den befintliga organisationen utan skulle även integreras i och bidra till att förändra den.

Många av Ensmengers observationer tycks stämma väl överens med dagens digitalisering och automatisering. Det gäller inte minst variationen i kompetensbehov. En statistisk undersökning om mjukvaruutveckling i svenska företag visar på en betydande heterogenitet i efterfrågan på specifik teknisk kompetens både inom och mellan branscher (Figur 7) (Swedsoft, 2018). Det är enbart inom sektorn informations- och kommunikationsteknik som det tycks råda någon typ av konsensus om vilken typ av kompetens som efterfrågas och även där finns tydlig variation. Detta förtar inte på något vis det enskilda företagets efterfrågan på arbetskraft, men visar samtidigt hur komplicerad kompetensförsörjningen blir när en bred variation av behov läggs samman.

Figur 7: Prioriterad kompetens för mjukvaruutvecklare vid senaste rekryteringen per bransch



Anm: De svarta intervallen markerar konfidensintervall baserat på att SCB har skalat om enkätsvar från ca 1400 företag för att motsvara hela företagspopulationen inom de undersökta branscherna.
Källa: Swedsoft, 2018.

21. Rapportförfattarens översättning.

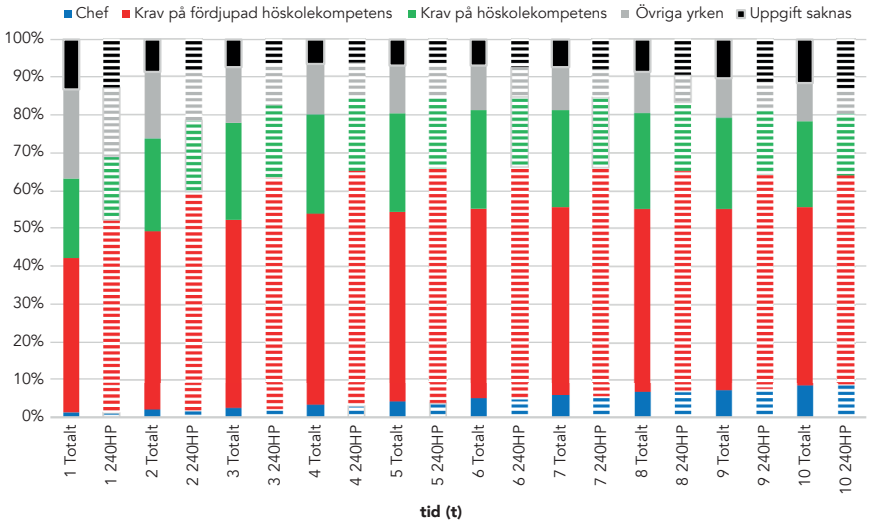
Det är inte heller givet att alla individer som läst en viss typ av utbildning arbetar inom ett ämnesområde som motsvarar utbildningens inriktning. I en kommande studie som genomförts på uppdrag av Region Skåne undersöks hur skånska studenters arbete motsvarar deras utbildning upp till tio efter att studierna har avslutats. Utbildningens längd och inriktning jämförs med yrkets ämnesinriktning och kvalifikationsnivå, som i sin tur delas in i två grupper: teoretisk specialistkompetens som förknippas med minst tre års högskoleutbildning och arbete som normalt kräver gymnasieutbildning eller som mest tre års högskoleutbildning (Figur 8) (Falck m.fl 2019).

Resultatet visar att matchningen av individer med minst 240 högskolepoäng (hp) knappt överstiger 80 procent under tioårsperioden. Det betyder att det finns en icke försumbar mängd individer som inte arbetar med det som de, utifrån kategoriseringen av utbildningsprogram och yrken, är utbildade för. Bryter man ned statistiken på olika utbildningsprogram blir det tydligt att diskrepansen är särskilt stor bland individer som studerat naturvetenskap, arkitektur och teknik samt datavetenskap – utbildningar som samtidigt förknippas starkt med återkommande rapporter om kompetensbrist (Figur 9). En kommande studie från Tillväxtanalys (2019) visar på liknande vis en markant skillnad i matchningen mellan utbildning och arbete för män respektive kvinnor. Bland individer i Sverige med en datavetenskaplig examen från perioden 2004–2010 är andelen män som har ett arbete som kräver datavetenskaplig specialistkompetens fem år efter examen väsentligt större än motsvarande andel bland kvinnorna.

Resultaten i figur 8 och 9 kan inte utan vidare tolkas som bevis för att något har blivit fel med dem som ”missmatchats”. Det kan lika gärna vara ett utfall av personliga preferenser och val. Dessutom kan individer mycket väl få utväxling för sin kompetens på ett arbete utanför de yrkeskategorier som associeras med deras utbildning i statistiken – till exempel kan en datavetare bidra till digitaliseringen av en sektor som tidigare betraktats som lågteknologisk.

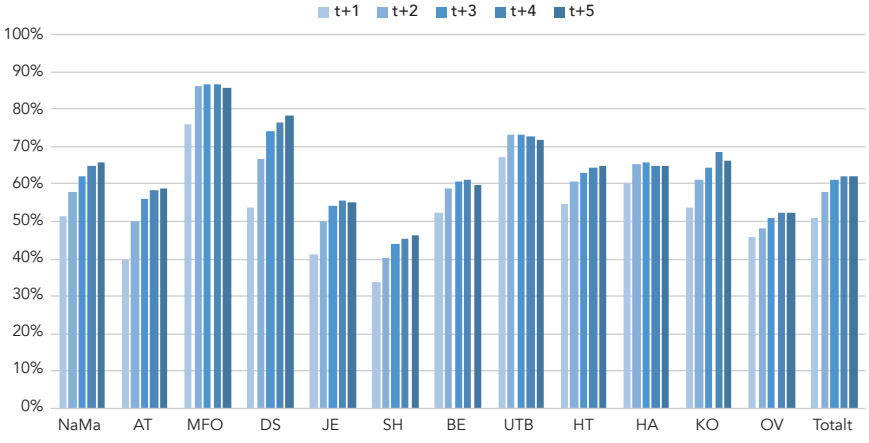
Vad resultaten i figur 8 och 9 däremot visar tydligt är att framtidens kompetensförsörjning inte kan reduceras till en brist på utbildade ingenjörer eller datavetare som kan lösas genom att fler läser ”rätt” utbildningsprogram på universitetet. Det krävs väsentligt mycket mer nyansering än så.

Figur 8: Andel sysselsatta (riket) efter yrke och kvalifikationsnivå totalt (täckta staplar) och för dem med minst 240hp (streckade staplar), år t+1-10



Källa: Falck m.fl., 2019.

Figur 9: Andel sysselsatta med minst 240hp och yrke med krav på fördjupad högskolekompetens (teoretisk specialistkompetens, yrkeskod 2), efter studieinriktning, år t1-5



Notering: NaMa = Naturvetenskap & Matematik, AT=Arkitektur & Teknik, MFO= Medicin, Farmaci & Odontologi, DS=Datateknik & Systemvetenskap, JE=Juridik & Ekonomi, SH=Samhällsvetenskap, BE=Beteendevetenskap, UTB=Utbildningsvetenskap, HT=Humaniora och Teologi, HA=Hälsa & arbetsliv, KO=Konstnärligt område, ÖV=Övriga områden.
Källa: Falck m.fl., 2019.

Möjliggörande kompetenser

För de möjliggörande kompetenserna är tekniken snarare ett medel än ett mål. OECD (2016a) använder begreppet generisk teknisk kompetens, medan Levy och Murnane (2004) använder den något bredare beskrivningen möjliggörande kompetenser (enabling skills) som inkluderar men inte begränsas till teknisk kompetens. De utgår istället från grundläggande läs-, skriv- och räknekunskaper samt användande av digitala verktyg.

En viktig anledning till att betona grundläggande språkliga och numeriska kunskaper är, menar Levy och Murnane, att den teknologiska förändringen ökar förändringstakten i arbetet (möjligtvis även frekvensen i byte av jobb) vilket i sin tur ökar värdet av de grundkunskaper som krävs för att sätta sig in i och anpassa sig till nya förutsättningar. De har även visat empiriskt att värdet av grundläggande språk-, räkne- och datorkunskaper ökade på den amerikanska arbetsmarknaden mellan 1970- och 1980-talet (Murnane och Levy, 1996).

I många undersökningar approximeras kompetens med utbildningsnivå, vilket innebär att man blandar ihop den kunskapsnivå en individ uppnått vid ett tillfälle med individens fortsatta skicklighet i att använda sina kunskaper. OECD genomför en återkommande undersökning av vuxnas kompetensnivå (PIAAC) som testar vuxnas språkliga och numeriska kunskaper samt deras teknikorienterade problemlösning, det vill säga till stor del de komponenter som Levy och Murnane inkluderar i möjliggörande kunskaper. I en sammanställning från 2016 placerade Sverige sig på fjärde plats i språkkunskaper, tredje plats i numeriska kunskaper och andra plats i problemlösningskunskaper (OECD, 2016b).[22]

Andra undersökningar, baserade på PIAAC-data, visar att högre kunskapsnivå inom dessa kognitiva färdigheter är förknippat med högre sysselsättningsgrad och högre lönenivåer, vilket ytterligare bekräftar att dessa kompetenser är värdefulla på arbetsmarknaden (Wiederhold, 2015; Hanushek m.fl., 2015). En annan OECD-rapport visar att utväxlingen i form av lön för kognitiva kompetenser (som matematik) inom digitaliseringsintensiva branscher förstärks om de kombineras med mindre analytiskt betonade färdigheter som förmågan att organisera sitt eget jobb eller ledarskap och kommunikation (Grundke m.fl., 2018). Däremot visar samma undersökningar att det finns stora skillnader i kompetenspremier mellan länder samt att Sverige, Tjeckien samt Norge är de länder där högre kunskapsnivåer lönar sig minst. I Sverige kan resultatet bl.a. förklaras av arbetsmarknadsreglering och en sammanpressad lönestruktur.

Den Europeiska kommissionens Digital Economy and Society Index (DESI) mäter digital kompetens utifrån fyra typer av aktiviteter: informationshantering,

22. Det bör observeras att svenska data inhämtades 2011-2012 och sammanställdes 2013.

kommunikation, digital innehållsproduktion samt teknikorienterad problemlösning.[23] De indikatorer som ligger till grund för indexet är nästan uteslutande av grundläggande karaktär (exempelvis skicka e-post, använda ordbehandlare, ladda upp innehåll, delta i sociala nätverk eller skriva kod i ett programmeringsspråk) men ger därmed också en bred överblick av individers förmåga att använda digitala verktyg som medel för ett mål. I DESI-undersökningen 2018 placerar sig Sverige på tredje plats bland EU-länderna i digital kompetens på befolkningsnivå och andra plats med avseende på arbetskraftens digitala kompetens. I undersökningen ”Svenskarna och internet 2018”, som genomförs av Internetinfrastrukturstiftelsen (IIS) och SCB, framkommer att 69 procent av svenskarna känner sig helt och fullt eller till stor del delaktiga i det digitala samhället medan åtta procent inte känner sig delaktiga alls. Det ger en viss indikation om att svenskarna i stor utsträckning upplever sig ha åtminstone goda grunder inom möjliggörande kompetenser, men även att det finns en liten andel som helt saknar dessa färdigheter.[24]

De möjliggörande kompetenserna kanske bäst kan beskrivas som nödvändiga men inte tillräckliga för framtidens kompetensbehov på en digitaliserad arbetsmarknad. Det är denna typ av kompetens som människor behöver ha för att över huvud taget få ett jobb. Samtidigt kan maskiner komplettera mänskligt arbete genom att förstärka utväxlingen av arbetsinsatsen med verktyg som datadriven analys, generisk design, kommunikationsplattformar och fysisk robotassistans (Daugherty och Wilson, 2018). Det bör också påpekas att möjliggörande tekniska kompetenser på chefs- och ledningsgruppsnivå spelar roll för hur företag och organisationer tillämpar och integrerar ny teknik. Acemoglu och Restrepo (2018) pekar ut undermålig eller ineffektiv automatisering av verksamheter som en risk eftersom det kan leda till undanträngningseffekter utan att medföra någon relevant produktivitetsökning. Möjliggörande kompetenser spelar roll för att säkerställa en tillräcklig beställarkompetens inom de organisationer som köper in och tillämpar intelligenta verktyg i sin verksamhet.

På makronivå bidrar möjliggörande kompetenser till att öka produktiviteten eftersom individer kan arbeta effektivare med hjälp av digital teknik. Vidare tenderar människors jobb att bli mer komplexa i takt med att deras karriärer utvecklas, vilket ytterligare talar för behovet av möjliggörande kompetenser för att anpassa sig till nya förutsättningar (Nedelkoska och Patt, 2015).

De möjliggörande kompetenserna påverkar också individers förutsättningar att kommunicera och arbeta med andra. Intelligenta verktyg bidrar inte bara till att öka den individuella produktiviteten utan även till gruppers förutsättningar att tackla komplexa problem. Kom ihåg att stormästare blev besegrade av amatörer i

23. https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/desi
24. https://2018.svenskarnaochinternet.se/

freestyle-turneringen i schack som Kasparov anordnade 2005, men det var inte en utan tre amatörer i lag som vann (Thompson, 2013). Fysikern Cesár Hidalgo menar att varje individ har en övre begränsning i hur mycket information hon eller han kan behandla samtidigt för att lösa ett problem (en ”personbyte”, precis som hårddiskar mäts i megabyte eller gigabyte), vilket betyder att vissa mer komplicerade problem behöver delas upp på en grupp människor som arbetar tillsammans (en ”företagsbyte”) (Hidalgo, 2015). För att dra nytta av intelligenta verktyg och arbeta i grupp behövs möjliggörande kompetenser som handlar om individens relation till tekniken så väl som till andra människor. Detta kan i stor utsträckning även beskrivas som kompletterande icke-teknisk kompetens.

Kompletterande icke tekniska kompetenser

Den sista typen av kompetens handlar huvudsakligen om människors komparativa fördelar gentemot maskiner och intelligenta verktyg. Samtidigt som denna kategori kan kännas intuitiv är den också den svåraste att konkretisera - vad är typiskt mänskligt?. Autor, Levy och Murnane identifierade två breda typer av kompetens utifrån aktiviteter de bedömde att människor skulle överträffa maskiner i inom överskådlig framtid: expertbedömningar och komplex kommunikation (Autor m.fl., 2003; Levy och Murnane, 2004). Trots att flera av de praktiska exempel de använder har blivit inaktuella på grund av att den teknologiska utvecklingen överträffat deras förväntningar förblir dessa två kategorier viktiga mänskliga kompetenser.

Levy och Murnane beskriver hur experter känner igen meningsfulla mönster i information som inte upptäcks av en nybörjare och organiserar den ämneskunskapen på ett sätt som bidrar till en djupare förståelse (Levy och Murnane, s. 58–63). Med tanke på utvecklingen inom maskininlärning och mönsterigenkänning kan det tyckas som att mänskliga experters komparativa fördelar skulle vara på väg att försvinna, men det handlar inte bara om mönster utan även om kontext. En mänsklig expert kan använda erfarenhet från en kontext för att känna igen ett mönster i en annan kontext och på så vis lösa ett problem hon eller han aldrig råkat på förut.

Framsteg inom exempelvis språkigenkänning och virtualisering utmanar människors monopol på delar av det Levy och Murnane kallar komplex kommunikation, men långt ifrån allt. Självbetjäningskassor och chatt-botar är tydliga exempel på att maskiner i större utsträckning kan användas för kommunikation i komplexa miljöer och kommunikation som inbegriper komplext innehåll. På grund av sina nischade tillämpningsområden ersätter maskinerna däremot inte i samma utsträckning den anpassningsförmåga som krävs för att etablera förtroende, förhandla, skapa relationer eller – framförallt – bygga förståelse som sträcker sig över flera olika kontexter (Levy och Murnane, 2004, s. 94–95). I föregående kapitel användes bartender som ett exempel på ett jobb där kunden kan föredra att interagera med en människa snarare än en maskin. Det kan delvis bero på individuella preferenser, men även på de gemensamma förutsättningarna för komplex kommunikation som

två människor delar med varandra. Dessutom blir mänskliga bartenders en knapp och exklusiv resurs om flera barer börjar bemanna baren med robotar.

Det är också värt att påpeka att maskinernas förhållande till människor i komplex kommunikation inte nödvändigtvis bara begränsas av just det faktum att maskinerna uppfattas vara sämre än människor på att skapa tillit eller bygga relationer. Om en artificiell intelligens skulle uppnå och överträffa människors förmåga till komplex kommunikation skulle en annan typ av asymmetri uppstå och det är inte säkert att människor skulle känna sig helt bekväma med den heller. Om det som efterfrågas är *mänsklig* komplex kommunikation är det svårt att tänka sig någon bättre lämpad för jobbet än en människa.

Kompletterande icke tekniska kompetenser inbegriper även hur mänskligt arbete kan komplettera maskiners arbete (Autor, 2015). Till exempel menar Paul Daugherty och James Wilson, utifrån undersökningar av 1500 organisationer, att människor kommer att vara dominerande i arbete som kräver ledarskap, empati, kreativitet och bedömning; de kommer däremot att komplettera maskiner i att träna artificiella intelligenser, förklara tillämpningar av AI för företagsledningar, samt förvalta AI med hänsyn till bl.a. etiska ramverk (Daugherty och Wilson, 2018). Även om författarna har försökt hålla kategorierna generella bör det påpekas att träning, förklaring och förvaltning är en typ av möjliga nya uppgifter som kan vara övergående i takt med att tekniken integreras bättre i organisationerna.

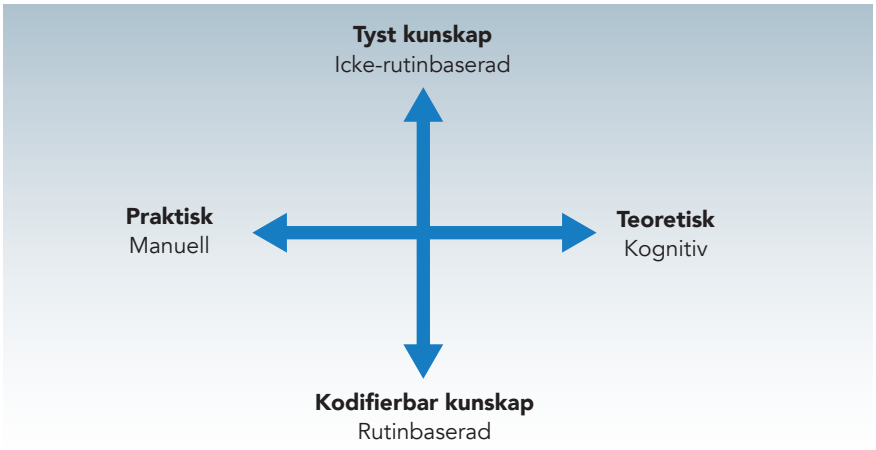
3.2 Hur människor och maskiner lär sig

Framtidens kompetensförsörjning handlar inte enbart om efterfrågan på kompetens utan även om hur människor lär sig och, i förlängningen, hur människors och maskiners lärande förhåller sig till varandra. För detta ändamål presenteras här ett enkelt tankeexperiment: vad händer om maskiners lärande genom rutinisering och människors lärande genom utbildning sammanfaller?

Människors kompetens kan delas upp i *kodifierbar* formell kunskap som kan dokumenteras och föras vidare och tyst kunskap som är informell, intuitiv och mer svårgripbar. Den tysta kunskapen ligger till grund för det som kallas Polanyis paradox: ”*vi kan veta mer än vi kan sätta ord på*” (”*We know more than we can tell*”) (Polanyi, 1966; Autor, 2014). En individ kan inte göra sin tysta kunskap explicit och har därför svårt att förmedla den till andra. Tyst kunskap uppstår snarare med träning, experimenterande och erfarenhet. Utbildning bygger huvudsakligen på förmedlandet och testandet av kodifierbar kunskap, även om ambitionen är att även främja tyst kunskap. Människors kunskap kan dessutom delas in i praktiska och teoretiska färdigheter, där de förra exempelvis premieras inom yrkeshögskoleutbildningar och de senare i större utsträckning prioriteras i universitetsutbildningar.

Med utgångspunkt i dessa två uppdelningar av kunskap kan människors lärande sättas i relation till den tidigare beskrivningen av automatisering utifrån rutinbaserade och icke rutinbaserade arbetsuppgifter (Autor m.fl., 2003; Levy och Murnane, 2004). Det blir då tydligt att maskiners lärande genom rutinisering och människors lärande genom utbildning har flera gemensamma beröringspunkter (Figur 10). Kodifierbar och praktisk kunskap överlappar i stor utsträckning (men inte helt) med rutinbaserade manuella arbetsuppgifter, medan tyst teoretisk kunskap i hög grad (men inte helt) matchar mot icke rutinbaserade kognitiva arbetsuppgifter (till exempel expertbedömningar eller komplex kommunikation). Tyst praktisk kunskap omfattar exempelvis projektledning, ledarskap och samarbete i grupp. Kodifierbar teoretisk kunskap kan handla om att derivera eller beräkna integraler.

Figur 10: Människor och maskiners lärande



I den mån tankeexperiment stämmer överens med verkligheten borde efterfrågan på arbetsmarknaden röra sig mot tysta kunskaper i takt med att automatiseringen flyttar fördelningen av mänskligt arbete mot icke rutinbaserade arbetsuppgifter. Detta betyder inte att kodifierabar kunskap blir oviktig för människor. Den spelar fortfarande en viktig roll för att skapa den fördjupade ämneskunskap som ligger till grund kanske mest för teknisk specialistkompetens, men även för möjliggörande och kompletterande kompetenser. Precis som rutinisering beskriver ett dynamiskt förhållande mellan rutinbaserade och icke rutinbaserade arbetsuppgifter måste då förhållandet mellan kodifierbar och tyst kunskap betraktas som rörligt. Till exempel kan maskininlärning baserat på stora mängder data över mänskligt beteende bidra till att kodifiera olika typer av tyst kunskap och därmed ”tjuvkoppla” Polanyis paradox (Autor, 2015). Detta föranleder åtminstone två observationer gällande matchningen mellan utbildning och arbetsmarknad.

För det första handlar stora delar av utbildningssystemet, exempelvis inom ingenjörsutbildningar, om att förmedla en typ av kompetens som i hög grad bygger på regelstyrd eller algoritmisk problemlösning och test som bekräftar detta (Heckman och Kautz, 2013). Om den kompetensen i sin tur allt mer ersätts av intelligenta verktyg finns det skäl att fråga sig hur det förändrar förutsättningarna för den högre utbildningen. Samtidigt måste man komma ihåg att upprepning och räkneövningar spelar roll för att främja inte bara algoritmisk räknekunskap utan även en tyst, logisk analytisk förmåga som utvecklas med erfarenhet. Utmaningen tycks bestå i att behandla den kodifierbara kunskapen som ett medel för ett annat mål, nämligen tyst kunskap.

Levy och Murnane (2004, s. 63–64) använder två exempelstudenter för att beskriva hur samma fråga kan besvaras med isolerade fakta respektive med kontextuell kunskap som de menar förknippas med kompetensen att göra expertbedömningar. Båda studenterna får en fråga av typen ”när startade andra världskriget?”. Den första studenten svarar rätt årtal (1939) för att hon har memorerat datumet, men hon kan inte sätta in det i relation till andra händelser. Den andra studenten svarar ”det måste vara i slutet av 1930-talet”, och har alltså inte memorerat datumet men kan motivera sitt svar genom att relatera krigets start till andra världshändelser.

För det andra finns det en betydande risk att arbetsmarknadens efterfrågan och utbildningens kunskapsproduktion uttrycks på två väsentligen olika språk. Arbetsgivare efterfrågar vad som till stor del måste beskrivas som tysta kunskaper medan utbildningssystemet bygger huvudsakligen på undervisning i kodifierbara kunskaper (Heckman och Kautz, 2013). Det talas allt mer om exempelvis *21st century skills* och *’learning to learn’ skills* som omfattar både färdigheter, personliga egenskaper och vanor (Greiff m.fl., 2015). Till exempel rapporterar organisationen Företagarna att bristen på sökande med rätt personliga egenskaper (som attityd, självledarskap och ansvarstagande) utgör en större begränsning än de sökandes utbildningsbakgrund bland små och medelstora företag.[25] Kom ihåg hur bristen på programmerare på den amerikanska arbetsmarknaden på 1950- och 60-talen övergick i en mer uttalad jakt på *rätt sorts* programmerare (Ensmenger, 2012). I Swedsofts undersökning av mjukvarukompetens i svenskt näringsliv uppgav respondenterna att de högst prioriterade egenskaperna hos en kandidat är logisk analytisk förmåga, kreativitet samt självledarskap och självkännedom (Swedsoft, 2018). Samtidigt som en stor andel av de svarande företagen prioriterade kandidater med logisk analytisk förmåga vert det betydligt färre som prioriterade kandidater med matematisk kompetens, trots att matematik främjar just analytisk förmåga.

25. https://www.foretagarna.se/politik-paverkan/rapporter/2016/det-ar-attityden-dumbom/

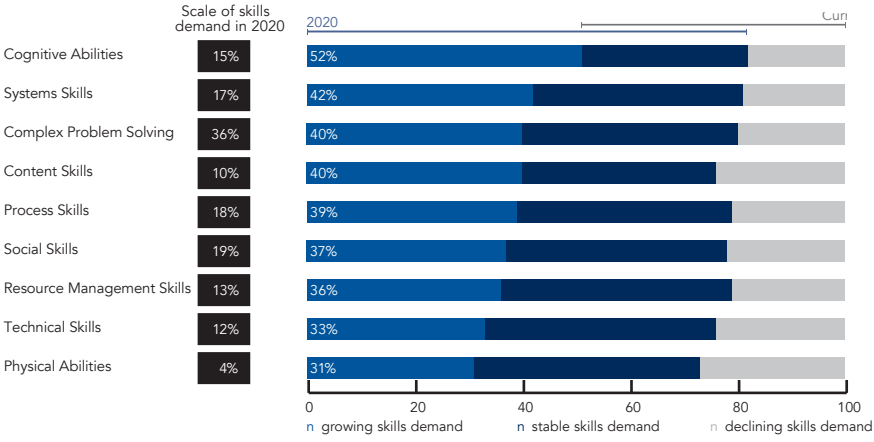
Denna begreppsliga eller språkliga diskrepans mellan den högre utbildningens produktion och arbetsmarknadens efterfrågan innebär att förändringar i utbildningen inte kan tolkas bokstavligt utifrån vad arbetsgivarna efterlyser (exempelvis genom att lägga till en kurs i självledarskap). Problemet som utbildningssystemet måste lösa blir istället att identifiera hur utbildningen ska utformas för att kunna leda till de tysta kompetenser som arbetsmarknaden efterlyser. Kanske är det t.o.m. så att universitet och högskolor inte är eller bör försöka vara bäst lämpade i att förmedla vissa typer av kompetens eller färdigheter, exempelvis de som faller inom kategorin tyst praktisk kunskap?

Mot bakgrund av detta tankeexperiment blir det relevant att fråga sig inte bara vilka kompetenser som efterfrågas utan också hur stabil efterfrågan kan förväntas vara över tid. I en internationell undersökning bland HR-chefer ombads respondenterna att utifrån en lista uppge vilka som är de fem mest prioriterade kompetenserna inom deras sektor 2015 (då undersökningen genomfördes) samt vilka som förväntas vara viktigast år 2020 (WEF, 2016). En jämförelse mellan de samlade svaren för 2015 och 2020 ger ett indikativt mått på hur föränderlig efterfrågan på olika typer av kompetens kommer att vara (s.k. *skill stability*, det vill säga omsättningen på topp-fem-listan). Resultatet visar att i genomsnitt mellan sektorer är 65 procent av de prioriterade färdigheterna stabila, medan resterande 35 procent förväntas skifta fram till 2020.

För att åskådliggöra den förväntade utvecklingen anges för varje typ av färdighet hur stor andel av respondenterna som listade den som en av de fem viktigaste både 2015 och 2020 (*stable skills demand*), endast 2015 (*declining skills demand*) respektive endast 2020 (*growing skills demand*) (Figur 11). Det är tydligt att kognitiva färdigheter efterfrågas i hög grad, men det bör också noteras att samtliga listade kompetenser förutspås både växa och krympa vilket antyder en stor heterogenitet bland respondenterna, exempelvis mellan sektorer.

McKinsey (2018) har gjort en liknande sammanställning av amerikanska och europeiska data som beskriver förväntade förändringar i arbetade timmar per uppgiftskategori (Figur 12). Resultatet visar en minskning på 14 procent respektive 15 procent inom grundläggande (rutinbaserade) fysiska och kognitiva uppgifter samt en ökning på 55 procent inom kategorin teknologiska uppgifter som får anses tillhöra icke rutinbaserade kognitiva uppgifter. Det bör påpekas att förändringarna är procentuella och att grundläggande fysiska och kognitiva uppgifter motsvarar en väsentligt större andel av dagens ekonomi än de teknologiska uppgifterna.

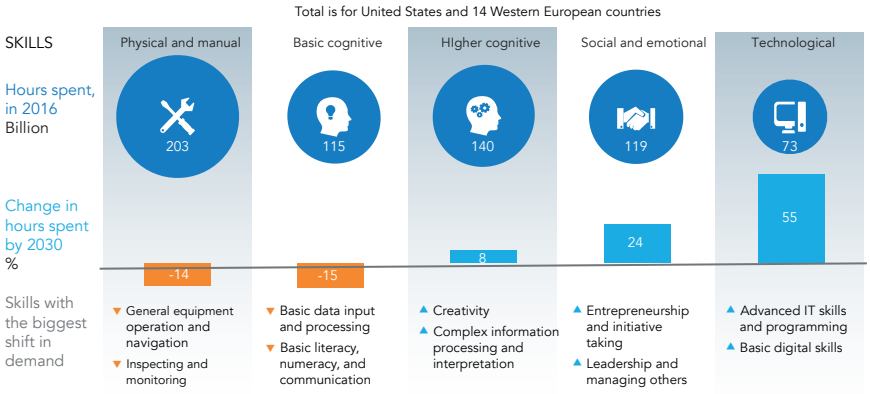
Figur 11: Change in demand for core work-related skill, 2015-2020, all industries. Share of jobs requiring skills family as part of their core skill set, %



Abilities	Basic Skills	Cross-functional Skills	
Cognitive Abilities » Cognitive Flexibility » Creativity » Logical Reasoning » Problem Sensitivity » Mathematical Reasoning » Visualization	Content Skills » Active Learning » Oral Expression » Reading Comprehension » Written Expression » ICT Literacy	Social Skills » Coordinating with Others » Emotional Intelligence » Negotiation » Persuasion » Service Orientation » Training and Teaching Others	Resource Management Skills » Management of Financial Resources » Management of Material Resources » People Management » Time Management
Physical Abilities » Physical Strength » Manual Dexterity and Precision	Process Skills » Active Listening » Critical Thinking » Monitoring Self and Others	Systems Skills » Judgement and Decision-making » Systems Analysis	Technical Skills » Equipment Maintenance and Repair » Equipment Operation and Control » Programming » Quality Control » Technology and User Experience Design » Troubleshooting
		Complex Problem Solving Skills » Complex Problem Solving	

Källa: World Economic Forum, 2016.

Figur 12: Automation and AI will change the skills needed in the workforce



Källa. McKinsey, 2018.

Något som också är återkommande i båda dessa prognoser är att kompetensbehovet till stor del formuleras i termer av tysta praktiska och teoretiska kunskaper, vilket ligger i linje med resonemanget i tankeexperimentet ovan. Det kan ses som en följd av rutiniseringshypotesen att abstrakta och icke regelstyrda uppgifter pekas ut som centrala för framtidens jobb och det återspeglas i ökad efterfrågan på icke kodifierbara kompetenser.

Van Laar m.fl. (2017) presenterar en sammanställning baserat på en litteraturöversikt av hur digitala kompetenser och färdigheter beskrivs och definieras.[26] Resultatet är uppdelat i vad författarna kallar digitala kärnkompetenser (*core digital skills*) och kontextuella digitala färdigheter (*contextual digital skills*) vilket påvisar distinktionen mellan tekniska och icke tekniska kompetenser men också hur de kompletterar varandra (Figur 15). Sammanställningen omfattar såväl tekniska specialistkompetenser som möjliggörande och kompletterande kompetenser med den gemensamma nämnaren att de i stor utsträckning präglas av tyst snarare än kodifierbar kunskap.

3.3 Ett lärandeskifte i ekonomin

Den teknologiska förändringen påverkar inte bara arbetsfördelningen mellan människa och maskin utan även dynamiken med vilken arbetsfördelningen förändras över tid. Detta lägger grunden för en växande debatt om s.k. livslångt lärande, men vad betyder det i praktiken och hur bör det påverka förväntningarna på framtidens kompetensbehov och kompetensförsörjning?

26. Författarna kombinerar begrepp som ”färdigheter för det 21:a århundradet”, ”e-skills”, ”digital läskunnighet” och ”digitala färdigheter”.

Utbildningsorienterad teknologisk förändring (*skill-biased technological change*) har historiskt föranlett ett slags kapplöpning mellan teknik och utbildning i takt med att arbetsmarknaden i allt högre grad premierar högre utbildning (Goldin och Katz, 2009). Den resulterande förändringen i kompetensförsörjningen är i stora drag kvantitativ, det vill säga att fler utbildar sig längre. Det har i sin tur medfört nya institutionella förutsättningar inom utbildningssystemet för att tillgodose växande årskullar av studenter. Till exempel är det i många fall mer resurseffektivt att testa kodifierbara kunskaper hos en stor grupp ingenjörsstudenter med beräkningsuppgifter än att testa deras kunskap med hjälp av uppgifter som också kräver eller främjar en större andel tyst kunskap. Dessutom har många universitetsutbildningar sedan efterkrigstiden blivit allt mer specialiserade.[27] Det är en utveckling som, givet att de flesta bara utbildar sig i början av sin karriär, förutsätter att den specialiserade kompetensen inte blir inaktuell för snabbt.

När den teknologiska förändringen däremot är uppgiftsorienterad (*task-biased technological change*) och premierar icke rutinbaserade arbetsuppgifter förändras förutsättningarna för kompetensförsörjningen inte bara kvantitativt utan även i högre utsträckning kvalitativt. Även högutbildades arbete kan förväntas påverkas väsentligt, exempelvis genom att vissa arbetsuppgifter som tillhört expertyrken kan fördelas både på maskiner och på människor med en annan kombination av humankapital och intelligenta verktyg (Susskind och Susskind, 2015, Thompson, 2013). Samtidigt prioriteras i högre utsträckning tyst och kanske i synnerhet kognitiv kunskap som förknippas med egenskaper och förmågor som initiativförmåga, självledarskap, analytisk förmåga, attityd eller samarbetsförmåga allt högre i företagens kompetensbehov.[28] Den typen av kompetens fångas betydligt sämre i de flesta universitetsutbildningar (Heckman och Kautz, 2013). Det leder till en annan typ av förändrade förutsättningar för utbildningssystemet. Utöver antal studieplatser blir det nu relevant att fråga sig vilken andel av de efterfrågade kompetenserna som kan förväntas tillgodoses av utbildningssystemet och vilken del av systemet som gör vad. En sak tycks vara klar, fler ingenjörer efter samma recept är inte den bästa lösningen, sannolikt är det inte ens en tillräcklig lösning.

Till detta kommer en ökad förändringstakt som beror på den kombinatoriska teknologiska utvecklingen (Wernberg, 2018). Levy och Murnane (2004, s. 101) argumenterade tidigt för att datoriseringen skulle leda till snabbare förändring i arbetet och menade att det skulle öka värdet av grundläggande språkliga, numeriska och tekniska kunskaper som behövs för att anpassa sig till nya förutsättningar.

27. Se till exempel The Economists rapport om AI: https://www.economist.com/special-report/2016/06/25/re-educating-rita
28. https://www.washingtonpost.com/news/answer-sheet/wp/2017/12/20/the-surprising-thing-google-learned-about-its-employees-and-what-it-means-for-todays-students/?noredirect=on&utm_term=.1b0fd356c939

Nedelkoska och Patt (2015) argumenterar på liknande vis för att demografiska förändringar som förlänger arbetslivet, migration, globala värdekedjor och teknologisk utveckling bidrar till att ”*de flesta européer inte kommer att ha något annat val än att fortsätta att uppgradera och anpassa sina färdigheter och kunskaper för att hålla sig konkurrenskraftiga och produktiva på sina arbetsplatser*”[29]. De menar att jobbkomplexiteten, det vill säga graden av kognitivt krävande informationsbehandling i arbetet, förväntas växa under karriärens gång på individnivå. I en annan studie inom samma forskningsprojekt visar Wiederhold (2015) att jobbkomplexiteten på makronivå ökar och dessutom tycks den vara positivt korrelerad med tillväxttakten i ekonomin.

Den pågående förändringen är ingen kapplöpning mellan utbildning och teknik utan ett fundamentalt skifte från *kunskap till lärande*. I en kunskapsekonomi mäts kompetens i antal utbildningsår. Dessutom förläggs hela utbildningstiden ofta till början på individens karriär. Det har alltid funnits en grad av lärande efter examen, i karriären och på arbetsmarknaden som helhet, men synen på kunskap i en kunskapsekonomi betonar formell utbildning och är i stora drag statisk – kunskap är makt.

I en lärandeekonomi förtydligas att värdet av kompetens sjunker om den inte tränas, uppdateras och uppgraderas regelbundet. Uppnådd kompetens är inte detsamma som aktuell kompetens, vilket OECD:s PIAAC-studier av vuxnas kompetens och färdigheter tydligt visar. Vad skiftet till sist handlar om är att förändringstakten i ekonomi och samhälle, liksom rutiniseringen och förändringen i arbetsfördelningen mellan maskin och människa, är så snabb att den markant påverkar förutsättningarna för individer på arbetsmarknaden under deras karriär. Med andra ord har den teknologiska förändringen passerat den punkt i vilken den huvudsakligen är snabbare än mänskligt åldrande. Det betyder att generationsskiften på arbetsmarknaden inte längre kan förväntas sammanfalla i tillräcklig utsträckning med teknikdriven strukturomvandling för att omställningen av humankapital ska vara tillgodosedd ”av sig själv”. En annan konsekvens är en växande osäkerhet kopplat till långsiktiga prognoser. Det blir exempelvis svårt att utifrån en tioårig prognos fördela utbildningsplatser baserat på en linjär extrapolering av efterfrågan på olika yrken idag.

Vidare betonas informell eller tyst kunskap och kompetenser som har med egenskaper och förmågor att göra, till exempel attityd eller att vara innovativ. Informell kunskap är inte ett substitut för formell utbildning eller ens kodifierbar kunskap, men det är med stor sannolikhet ett nödvändigt komplement. Det är inte längre självklart att det räcker att plugga ett par år i början av karriären, lika lite som det är givet att det räcker att lära sig ”på jobbet” under resten av arbetslivet efter

29. Rapportförfattarens översättning.

examen. Lärandet, och med det anpassningsförmågan, behöver istället förstärkas och institutionaliseras i karriären, i organisationen och i ekonomin som helhet. Det är inte självklart att fördelningen av lärande över utbildningssystemet ska se ut som den gör idag, eller ens att utbildningsystemet ska se ut som det gör idag.

På sätt och vis befinner vi oss redan mitt i detta lärandeskifte. Det finns ett implicit lärande i rörelser på arbetsmarknaden som tilltar i takt med att färre stannar på en arbetsplats tillräckligt länge för att få en guldklocka och fler företag anlitar konsulter som i sin tur samlar och bygger kunskap och kompetens som sträcker sig mellan olika företag och sektorer. Det finns gott om utbildningar som riktar sig till chefer och specialister, men de riktar sig bara till en liten del av arbetskraften. Samtidigt har det vuxit fram ett antal aktörer som erbjuder s.k. *Massive Open Online Courses* (MOOCs), inspirerade av kurser vid världsledande universitet, till vem som helst över nätet.[30] Deltagare kan välja att tentera kursen för att få ett intyg eller bara ta del av undervisningsmaterialet. Vissa tar betalt per kurs, andra säljer prenumerationer. MOOC-begreppet uppmärksammades på bredare front i början av 2010-talet när två kurser i artificiell intelligens och maskininlärning gjordes öppet tillgängliga via nätet. De första kursomgångarna slutfördes av 23 000 respektive 13 000 studenter.[31] Utöver att erbjuda billigare utbildning till en bredare målgrupp utmärker sig dessa tjänster också i hur de paketerar lärande i individuella kurser snarare än i utbildningar. Exempelvis erbjuder Udacity s.k. nanoexamina (nanodegrees) som bygger på samarbete med företagspartners och kan sträcka sig över en månads tid. För att diskutera framtidens komopetensförsörjning måste man ta hänsyn till att både tillgång till och efterfrågan på lärande håller på att förändras.

Enligt branschföreningens Swedsofts undersökning om mjukvarukompetens i svenska företag uppgav mer än hälften av företagen som anställt mjukvaruutvecklare att de nya medarbetarna behövde kompetensutvecklas inom teknik från början av sin anställning (Swedsoft, 2018). Det kan antingen tolkas som ett problem som behöver (och i så fall förutsetts kunna) lösas genom att förändra universitetsutbildningen i datateknik, eller så kan det betraktas som ett allt vanligare normaltillstånd att universitetsstudier behöver kompletteras med andra kompetenser. Sanningen ligger troligtvis någonstans mittemellan, åtminstone om man i bredare bemärkelse tar hänsyn till efterfrågan på informell, tyst kunskap kopplad till icke rutinbaserade arbetsuppgifter. Det skulle i så fall betyda att yrkeshögskolor och universitet inte behöver tillgodose hela kompetensbehovet samt att arbetsgivare och näringsliv behöver tillgodose en större del av kompetensbehovet än tidigare.

30. Se till exempel Udacity (https://eu.udacity.com/), Coursera (https://www.coursera.org/), EdX (https://www.edx.org) och Masterclass (https://www.masterclass.com).
31. https://www.economist.com/special-report/2016/06/25/re-educating-rita

Ambitionen med livslångt lärande kan sammanfattningsvis inte reduceras till enbart en fråga om att sprida ut lärandet över karriären. För att anpassa sig till lärandeskiftet i ekonomin krävs en bättre förståelse för frågor av typen 1) vilken form av grundläggande kompetens är nödvändig för att kunna tillgodogöra sig annan specialiserad kompetens senare i karriären, 2) hur skiljer sig hållbarheten mellan olika typer av kunskap, 3) vilken typ av kompetens och lärandeformer förmedlas bäst under vilken del av arbetslivet, 4) vilken typ av kunskap förmedlas bäst på vilket vis, eller 5) hur lär man sig att lära sig bättre (Nedelkoska och Patt, 2015)? Hur borde, mot denna bakgrund, utbildning eller träning i tekniska specialistkompetenser, möjliggörande kompetenser och icke tekniska kompletterande kompetenser fördelas över utbildningssystemet eller över en karriär? Och vilka krav ställer det på utbildningssystem, näringsliv och arbetsmarknad?

4 – Perspektiv på framtidens arbete och kompetensbehov

Detta kapitel består av fem essäer författade av experter som utifrån sina egna perspektiv reflekterar på olika delar av innehållet i kapitel 1–3.

Niklas Berild Lundblad, global chef för policy planning på Google, drar i avsnitt 4.1 en parallell mellan arbetets utveckling i ekonomin och evolutionens selektionstryck som kan delas upp i miljö och konkurrens. Konkurrensen medför en ökande komplexitet i ekonomi och samhälle som i sin tur kräver mer arbetskraft – både artificiell och mänsklig.

Avsnitt 4.2 innehåller en översättning av öppningskapitlet i Clive Thompsons bok ”Smarter than you think” som beskriver hur digitala verktyg bidrar till att på olika vis öka människors kognitiva kapacitet. Clive Thompson är en författare och journalist som bland annat skriver för Wired.

De två AI-forskarna Fredrik Heintz och Niklas Lavesson är överens om att framtidens arbete inte är en fråga om människa *eller* AI utan människa *och* AI, men de skiljer sig åt i sin syn på hur samarbetet bör påverka utbildningssystemet. Fredrik Heintz skriver i avsnitt 4.3 om vikten av datalogiskt tänkande – att lära sig tänka som en dator för att bättre kunna dra nytta av datortekniken – och hur det kan införas i utbildningsystemet. Niklas Lavesson betonar i avsnitt 4.4 istället vikten av att träna det mänskliga sättet att tänka som komplement till AI. Tillsammans belyser de en viktig balansgång i utformningen av framtidens utbildning på alla nivåer.

För att överhuvudtaget kunna undersöka, förstå och utvärdera den pågående digitaliseringen samt den påverkan som nya teknologier som AI har på svensk ekonomi behövs data. Det gäller inte minst i utvärderingen av den politik som förväntas forma och främja utvecklingen. I avsnitt 4.5 belyser Irene Ek, analytiker vid Tillväxtanalys, vikten av att samla in statistiska dataunderlag som fångar den pågående utvecklingen och pekar bland annat på bristen på indikatorer som beskriver digitaliseringen i svenskt näringsliv.

4.1 Den växande komplexiteten kräver all arbetskraft vi kan åstadkomma

Nicklas Berild Lundblad
Fil.dr i informatik och chef för Global Policy Planning på Google.

Hur mycket arbete finns det? I den rapport som vi ombetts att kommentera diskuteras förtjänstfullt frågan om framtidens arbetsmarknad med utgångspunkt i automatisering och teknisk arbetslöshet och författaren visar att även om de arbetsuppgifter som utgör ett jobb förändras så finns liten till ingen risk för att jobben själva skall försvinna. Det är i sig en viktig insikt och en som går på tvärs med den syn på frågan som uttrycktes av John Maynard Keynes i en essä om hans barnbarns ekonomi. I den essän förutspådde Keynes att hans barnbarn skulle vara fria att ägna allt mer av sin tid åt olika fritidsintressen, och att de därmed skulle få problem av mer existentiell natur, eftersom arbete faktiskt utgör en del av den mening de flesta av oss skapar i livet.

Keynes hade bevisligen fel. Vi är Keynes barnbarn - generöst räknat - och arbetar mer än någonsin. Det är intressant att fundera kring var Keynes argumentation gick fel, inte minst för att en sådan intellektuell gigant säkerligen har en hel del att lära oss om hur vi ser på arbete, teknik och samhälle.

Den enklaste förklaringen är att Keynes gjorde ett antagande om "allt annat lika" och antog att världen inte skulle förändras särskilt mycket i framtiden. Om det hade varit ett riktigt antagande hade också hans tes i övrigt förmodligen varit riktig, men världen förändrades högst betänkligt – inte minst för att vi förändrades.

Det kan vara värt att ta en omväg över evolutionsbiologin här för att belysa mer i detalj hur denna dynamiska effekt ser ut. I studiet av evolutionen finns en intressant gåta som är relevant för att studera utvecklingen av moderna ekonomier, och det handlar om den takt med vilken vi ser arter dö ut. Försåvitt vi kan se dör arter ut i konstant takt över tid i de flesta stora ekologier under livets långa historia. Det i sig är ett anmärkningsvärt faktum, eftersom en ytlig läsning av evolutionen ger vid handen att vi borde se en sjunkande takt.

Resonemanget är enkelt: arter dör ut när de inte kan anpassa sig, men varefter arterna lär sig mer och mer om sin miljö borde de bli bättre och bättre på att anpassa sig och den takt i vilken de dör ut borde saktas ned, eller hur?
Vad det resonemanget missar är att det finns två olika sorters selektionstryck i evolutionen. Det ena är det tryck som miljön utövar. Brist på vissa näringsämnen, klimat och tillgång till rimliga habitat är ett konstant tryck på alla arter i evolutionen. Det finns emellertid ett annat, minst lika viktigt, selektionstryck och det

är det som utövas av andra arter i samma ekologi. De utvecklas och konkurrerar om resurser och utrymme hela tiden. Evolutionen utvecklas alltså under båda dessa tryck: miljö och andra arter.

Det samma gäller för arbetet. Keynes modell är en evolutionär modell som bara tar miljön i beaktande, som bara tittar på arbetets omständigheter, men inte tittar på konkurrenterna och den ökande takt med vilken vi konkurrerar med varandra.

Konkurrensen som faktor är dessutom intressant eftersom den leder till en allt högre komplexitet i våra ekonomier – den leder till teknisk utveckling, globalisering och helt nya kategorier av arbetsuppgifter i konkurrensen mellan olika aktörer i ekonomin.

Efterfrågan på arbete genereras av det totala selektionstrycket – av både konkurrensen och arbetsmiljön. Vad det betyder är att det sannolikt finns en oändlig mängd arbete.

Det är värt att stanna upp där och verkligen dröja vid den hypotesen. Rapportförfattaren skiljer mellan färdigheter, arbetsuppgifter och jobb och det är en god distinktion att göra när man ser till arbetsmarknadens struktur, men om man ser till arbetsmarknadens utveckling över tid skulle man istället kunna skilja mellan tre andra men nära besläktade begrepp: aktiviteter, arbetsuppgifter och jobb.

Det finns alltid något att göra. Frågan om hur mycket arbete som finns handlar om huruvida vi kan få betalt för allt som finns att göra. All typ av energiåtgång är, i begreppets ursprungliga fysikaliska mening, arbete. Frågan är vilka typer av energikonsumtion vi kan få andra att betala för. Anders Sandberg, forskare vid Oxford, påpekade en gång på ett seminarium att måsarna nere på Sergels torg utför arbete i fysikalisk bemärkelse, men de har inga jobb. Det kan låta som en löjeväckande kommentar, men den rymmer en djup iakttagelse: alla typer av energikonsumtion är aktiviteter och därför potentiellt arbetsuppgifter om någon är villig att betala för dem. Vad vi gör, vad vi får betalt för och hur det paketeras är olika saker.

Frågan om hur mycket arbete som finns är egentligen, om man verkligen klär av den, frågan om hur många olika sorters energikonsumtion som vi kan få betalt för. Det visar sig att det är överraskande många, och det har aldrig saknats vare sig uppfinningsrikedom eller efterfrågan när det gäller att paketera energikonsumtion i arbetsuppgifter och slutligen också i jobb.

Låt oss därför enas om att det finns en oändlig mängd arbetsuppgifter. Det i sig är ett stort steg, men låt oss acceptera det för resonemangets skull. Då blir den viktiga frågan inte om det finns några arbetsuppgifter kvar för oss människor, utan hur vi

bäst fördelar arbetsuppgifter mellan människa och maskin, vilket också rapportförfattaren menar.

Det finns flera möjliga svar på den frågan, men det är viktigt att påpeka att det inte bara behöver handla om vem som kan eller inte kan göra något. Det kan lika gärna handla om en enkel kognitiv ekonomi: vem utför vissa arbetsuppgifter billigast? Redan i och med den explosion i maskininlärning som vi bevittnat är det rimligt att tänka sig att alla organisationer har en produktivitetsekvation som består av alla arbetsuppgifter i organisationen fördelade över maskin och människa efter kostnad. Det är den intraorganisationella arbetskostnadsekvationen. Därutöver är det rimligt att föreställa sig att det finns en mängd arbetsuppgifter som endast handlar om att se till att organisationen kan utvecklas över tid – och även dessa kan fördelas mellan människa och maskin. Innovation behöver inte bara vara en mänsklig syssla.

Vi befinner oss inte i ett stillastående system av den typ som Keynes förutsatte, utan ett system som mer påminner om det som Röda drottningen befinner sig i, i berättelsen om Alice i Underlandet. Röda drottningen befinner sig i en ständigt föränderlig verklighet och förklarar för Alice att här, i Underlandet, fordras att man springer så fort man kan för att förbli på exakt samma plats. Så ser det också ut i dagens ekonomier - vi har ingen stillastående eller enkel och statisk miljö att anpassa oss till, vi lever i stället i en ständigt ökande komplexitet.

Det leder vidare till ytterligare en observation som kan vara värd att addera till rapporten: det handlar inte om att anpassa utvecklingen till människan och sakta ned farten alls. Den miljö vi befinner oss i med ökande teknisk innovation, globalisering, massiv informationsrikedom och allt mer olika utmaningar är en miljö som präglas av en accelererande komplexitet. Det enda sättet vi kan hoppas att hantera den komplexiteten är om vi arbetar så hårt vi kan med alla hjälpmedel vi har.

Detta är en verklig utmaning. Historikern Joseph Tainter observerade i boken *The Collapse of Complex Societies* (1988) att samhällen som ser en ökande komplexitet måste arbeta hårt för att hantera den. När investeringarna för att hantera komplexiteten ger först minskande och sedan till och med negativ marginalnytta ligger katastrofen nära. I flera olika fallstudier visar Tainter hur samhällen som blir alltför komplexa når en punkt där de inte längre förmår upprätthålla sina institutioner och därmed går under – eller, som Tainter uttrycker det: förenklas snabbt.

Vi lever i en tid som präglas av en växande komplexitet. Våra tekniska system, informationsmängder och sociala nätverk blir alltmer sammanvävda. Vi ser helt nya

svagheter och utmaningar i ett globalt samhälle – från pandemier till polarisering. Sociobiologen EO Wilson har konstaterat att vår tids stora utmaning är att vi har stenålderskänslor, medeltida institutioner och gudaliknande teknik – det ligger en hel del i den observationen.

Vårt problem är inte att vi håller på att få slut på arbete, utan att det finns så mycket att göra att vi måste organisera oss så effektivt det bara är möjligt för att inte kollapsa under den växande komplexitet vi ser i vår värld. Vi behöver fundera på hur vi kan formulera effektiva mekanismer för att upptäcka och skapa arbetsuppgifter som behövs för att hantera denna ökande komplexitet. Det omvandlingstryck som vi alltid accepterat passivt behöver nu förvandlas till en institution som aktivt identifierar och lyfter fram olika typer av arbetsuppgifter som behöver utföras i ett komplext samhälle.

Vi måste accelerera utvecklingen av nya arbetsuppgifter och se till att vi som samhälle utvecklar helt nya metoder för att belöna arbetsuppgiftsinnovation. Tidsdimensionen är viktig, eftersom vi annars riskerar att inte bara förlora en generation på arbetsmarknaden utan en möjlighet att hantera den växande komplexiteten i tidig fas. Den utmaning vi står inför handlar med andra ord inte enbart om att matcha arbetskraftens färdigheter mot nya arbetsuppgifter, utan även om att matcha nya arbetsuppgifter mot de behov som en växande komplexitet för med sig.

Tanken att vi alla skulle bli arbetslösa för att maskinerna tar över våra jobb är i allt väsentligt densamma som att vi borde se en tilltagande stabilitet i populationer under selektivt tryck – en illusion som följer av att vi fokuserat på en alltför smal, endimensionell modell. I verkligheten ser vi ett konstant, eller accelererande, utdöende som följer av att olika arter konkurrerar med varandra. En av de möjligen starkast drivande krafterna i dagens utdöenden är människan, precis som vi är den starkaste kraften bakom den tilltagande komplexitet som vi ser i världen i dag. Där arternas utdöende är enbart negativt, innebär komplexiteten både möjligheter och hot. Om vi kan bemästra den kraften kan vi också skapa så mycket mer som civilisation.

Det kommer ständigt att finnas arbete, eftersom vi själva skapar det ur den komplexitet vår egen evolution – kulturell, ekonomisk och biologisk – driver fram. Om något går vi en framtid till mötes där vi kommer att behöva all arbetskapacitet – artificiell och mänsklig – som vi kan få.

4.2 Kentaurer på frammarsch

Clive Thompson
Författare samt teknik- och vetenskapsjournalist som bland annat skriver för New York Times Magazine och Wired.

(Texten publicerades ursprungligen i boken *Smarter than you think – How technology is changing our minds for the better*, William Collins 2013. Översättning: Joakim Wernberg)

Vem är bättre på att spela schack – datorer eller människor?
Den frågan har länge fascinerat betraktare, kanske för att schack känns som det ultimata uttrycket för mänskligt tänkande: spelarna sitter likt Rodins Tänkaren, tysta med sina pannor i djupa veck, och gör blixtsnabba beräkningar. Schack visar på själva essensen av kognitiv aktivitet, logik som en extremsport.

Således har tanken på att en maskin ska spela bättre än en människa alltid varit både spännande och läskig. På 1700-talet orsakade Wolfgang von Kempelen stor uppståndelse med sin maskin ”Den Mekaniska Turken” – en automatisk schackspelare som spelade skickligt och till och med slog Napoleon Bonaparte. Spektaklet var så upprörande att människor skrek när maskinens kugghjul började röra på sig. Det visade sig emellertid att både kugghjul och maskin var en bluff; i verkligheten styrdes automaten av en schacksavant som satt listigt undangömd inuti ett träkabinett. År 1915 uppvisade en spansk uppfinnare en helt fungerande robot som faktiskt kunde spela schack – eller åtminstone ett enkelt slutspel med bara tre pjäser. En skribent för tidskriften *Scientific American* fruktade då att uppfinnaren ”skulle ersätta det mänskliga medvetandet med maskineri”.

Åttio år senare, 1997, nådde detta intellektuella dödläge ett dystert slut när Garry Kasparov, världsmästare i schack, besegrades av IBM:s superdator Deep Blue i en turnering med sex ronder. Till och med Kasparovs ökänt aggressiva och flinka stil bröt samman mot en maskin som kunde genomföra beräkningar för tvåhundramiljoner positioner per sekund. I det sista partiet använde Deep Blue en så smart manöver – genom att lura Kasparov att få datorn att offra en springare – att den besegrade honom på nitton drag. ”Jag förlorade min kämpaglöd”, sade Kasparov efteråt och tillkännagav att han var ”helt tömd”. Tagna av stundens allvar utropade journalistkåren en vinnare. På framsidan på *Newsweek* kunde man läsa att detta var ”Hjärnans sista strid”. Domedagsprofeter förutsade att schackspelets tid nu var ute. Varför skulle spelet fortsätta att vara intressant om maskiner kunde utmanövrera till och med Kasparov? Varför skulle någon bry sig om att spela ett sådant spel? Vari ligger utmaningen?

Då gjorde Kasparov något oväntat.

Sanningen är att Kasparov inte var helt överraskad av Deep Blues seger. Stormästare i schack hade flera år tidigare prognostiserat att datorer till slut skulle vinna över människor eftersom de förstod skillnaden mellan hur människor och datorer spelar. Mänskliga spelare lär sig genom att ägna år åt att studera världens bästa öppningsdrag och slutspel; de spelar tusentals partier för att långsamt samla på sig ett omfattande bibliotek i hjärnan med kunskap om vilka strategier som varit framgångsrika och vilka som misslyckats. De analyserar motspelarens styrkor och svagheter, liksom deras humör. När de tittar på schackbrädet manifesterar sig denna kunskap som intuition – ett Eureka-ögonblick när de plötsligt får syn på det bästa möjliga draget.

Till skillnad från en mänsklig spelare har en schackspelande dator ingen som helst intuition. Den analyserar spelet med hjälp av råstyrka; den inspekterar de pjäser som står på brädet just nu och beräknar därefter alla möjligheter. Den sorterar bort drag som leder till förlorande positioner och utför därefter beräkningen på nytt för de drag som återstår. Efter att ha upprepat proceduren ett par gånger – och därmed blickat fem eller sju drag framåt i spelet – har datorn identifierat ett fåtal kraftfulla strategier. Maskinens sätt att ”tänka” är fundamentalt icke-mänskligt. Människor räknar inte på varje möjligt drag eftersom våra hjärnor inte kan behandla så mycket information samtidigt. Om man blickar åtta drag framåt i ett schackparti finns det fler möjliga positioner på brädet än det finns stjärnor i vår galax. Vad händer om man summerar alla möjliga schackpartier? De är då fler än antalet atomer i det kända universum. Frågar man en stormästare i schack ”hur många drag framåt kan du se?” får man sannolikt det svar som tillskrivs den kubanska stormästaren José Raúl Capablanca: ”ett, det bästa”.

Vad Kasparov förstod var att kampen mellan dator och människa ytterst handlar om hastighet. När datorer fick förmågan att se alla möjliga positioner sju drag framåt i spelet skulle de nöta ned mänskliga spelare. En människa skulle kunna begå ett misstag; det gör inte en dator. Rå beräkningsstyrka vinner. När Kasparov reflekterade över Deep Blue funderade han på dessa skillnader i kognitivt arbete.

Detta gav honom en djärv idé. Vad skulle hända om människor och datorer samarbetade istället för att tävla mot varandra? Hur skulle det se ut om de spelade i lag med varandra – en dator och en människa som spelar mot en annan människa med dator? Hans teori var att både människa och dator skulle kunna dra nytta av varandras speciella styrkor. Datorn skulle bidra med blixtsnabba, om än inte särskilt kreativa, analyser av enorma mängder möjliga drag medan människan skulle bidra med intuition, insikt samt förmågan att läsa av motspelare och påverka sinnesstämningar. Tillsammans skulle de utgöra vad schackspelare senare har kommit att kalla en kentaur: en hybrid begåvad med båda parters styrkor.

I juni 1998 spelade Kasparov det första offentliga partiet kollaborativt människa-dator-schack, något som han kallade ”avancerat schack”, mot den topprankade stormästaren Veselin Topalov. Båda två använde en vanlig dator med ett vanligt schackspelsprogram och en databas med hundratusentals sparade partier, inklusive några av de bästa som någonsin spelats. Spelarna övervägde de drag som deras datorer rekommenderade; de undersökte databasen med historiska partier för att se hur liknande situationer hanterats i andra partier. Den informationen använde de sedan som underlag för att planera sina drag. Varje parti var begränsat till sextio minuter, vilket betydde att de inte hade hur mycket tid som helst att rådfråga sina maskiner utan var tvungna att arbeta snabbt.

Kasparov beskrev upplevelsen som ”lika störande som spännande”. Fri från begränsningen att bara förlita sig på sitt minne kunde han fokusera mer på de kreativa aspekterna av sin spelstil. Han insåg att det var som att lära sig köra en racerbil. Han var tvungen att lära sig att köra datorn så att säga och på så sätt utveckla en ögonblickskänsla för vilka strategier han skulle låta datorn analysera, när han skulle avbryta en mindre lovande analys samt när han skulle lyssna på respektive ignorera datorns rekommendationer. Han skrev senare att ”precis som en bra Formel 1-förare verkligen måste känna sin bil var vi tvungna att verkligen lära oss hur datorprogrammet fungerar”. Det visade sig att Topalov var en bättre ”Formel 1-tänkare” än Kasparov. Baserat på enbart mänskligt spelande var Kasparov bättre än Topalov; en månad tidigare besegrade han Topalov med 4–0. Men i kentaurspelet jämnades oddsen ut och Topalov spelade oavgjort 3–3 mot Kasparov.

2005 spelades en ”freestyle”-schackturnering i vilken de lag som möttes kunde bestå av vilka kombinationer av människor och datorer som helst. Många lag bestod av flera stormästare i schack som vunnit många vanliga schackturneringar mot mänskliga spelare och som rankades runt 2 500 poäng (av 3 000). Det vinnande laget hade emellertid inga stormästare alls. Laget bestod av två unga män från New England i USA, Steven Cramton och Zackary Stephen, som klassades som amatörspelare med rankingar på mellan 1 400 och 1 700 poäng, och deras datorer.

Hur kunde dessa relativt amatörmässiga spelare slå schackspelare med långt mer erfarenhet och rå talang? Därför att Cramton och Stephen var experter på att samarbeta med datorer. De visste när de skulle förlita sig på mänsklig smarthet och när de skulle förlita sig på maskinens rekommendationer. De identifierade snabbt möjliga drag – även dessa partier var begränsade till sextio minuter – för att därefter kontrollera vad datorn rekommenderade och spana i databaser för att se om deras strategi hade använts i tidigare spel. De använde tre olika datorer parallellt och körde fem olika mjukvaruprogram; på så vis kunde de kontrollera om olika program var överens om ett drag eller inte. Men de accepterade inte bara vad maskinen föreslog och de härmade inte heller enbart tidigare partier. De valde exempelvis

drag som datorn bedömde som sämre när de trodde att det kunde påverka deras motspelare psykologiskt.

I allt väsentligt började en ny form av schackintelligens att växa fram. Man skulle kunna ranka lagen så här: (1) en stormästare i schack var bra; (2) en stormästare med en dator var bättre, men även en laptoputrustad stormästare kunde bli besegrad av (3) relativa nybörjare om dessa amatörer var experter på att integrera maskinernas assistans i sitt spel. Efter turneringen konstaterade Kasparov att ”mänsklig strategisk guidning i kombination med datorns taktiska skärpa är överväldigande”.

Det visade sig till och med att de smarta amatörerna kunde besegra en superdator på Deep Blues nivå. En av spelarna som Cramton och Stephen besegrade i freestyleschackturneringen var en version av Hydra, den då mest kraftfulla existerande schackdatorn; den var sannolikt till och med snabbare och kraftfullare än Deep Blue. Hydras ägare lät datorn spela helt på egen hand och använda rå logik och hastighet för att slå sina motspelare. Ett par dagar efter turneringen utklassade Hydra världens sjunde högst rankade stormästare i en turnering människa mot maskin.

Men Cramton och Stephen slog Hydra och de gjorde det med hjälp av sina egna talanger och datorer från Dell och Hewlett-Packard, sannolikt av samma modell som du hade stående på skrivbordet 2005, samt mjukvara som vem som helst kunde köpa för 600 kronor. Detta för oss tillbaka till den ursprungliga frågan: Vem är bättre på att spela schack, människa eller maskin? Ingendera. Bäst är de två tillsammans, arbetandes sida vid sida.

Vi spelar alla avancerat schack nu för tiden. Vi har bara inte lärt oss att uppskatta det.

Våra verktyg finns överallt, är ihopkopplade med våra medvetanden och arbetar tillsammans med oss. Sökmotorer besvarar våra mest obskyra frågor; statusuppdateringar ger oss en ESP-liknande medvetenhet[32] om vad som händer dem runtomkring oss; samarbete via digitala plattformar låter kollaboratörer som sitter långt ifrån varandra angripa problem som är för komplexa för en enskild individ att ta sig an. Vi blir allt mindre som Rodins *Tänkaren* och allt mer som Kasparovs kentaurer. Denna transformation ger ringar på vattnet som sprider sig till varje del av vår kognition – hur vi lär oss, hur vi minns samt hur vi reagerar känslomässigt, intellektuellt och politiskt på den kunskap vi tar till oss. Precis som i fallet med Cramton och Stephen kan dessa verktyg göra till och med en amatör radikalt smartare än vad vi hade varit på egen hand givet att (och detta är ett stort antagande) vi förstår hur verktygen fungerar. I bästa fall hjälper dagens digitala verktyg oss att se mer,

32. Extrasensorisk perception (ESP), beskrivs som ett slags sjätte sinne.

behålla mer och kommunicera mer. I värsta fall styrs vi istället av verktygen och verktygstillverkarnas manipulering. Med allt detta i åtanke vill jag argumentera att den utveckling vi upplever är enormt positiv. Denna text handlar om den transformation de digitala verktygen för med sig.

På sätt och vis är detta en uråldrig berättelse. Den kognitionsvetenskapliga teorin om ”extended mind” gör gällande att människans intellektuella överlägsenhet beror på att vi alltid har lagt ut delar av det kognitiva arbetet och använt verktyg för att möjliggöra vårt tänkandes utveckling mot allt mer förfinade nivåer. Tryckta böcker förstärkte vårt minne. Billigt papper och pålitliga pennor gjorde det möjligt att externalisera våra tankar snabbt. Studier har visat att medan vi utför division med liggande stolen på papper hoppar blicken fram och tillbaka och använder de skrivna siffrorna som ett slags protes för korttidsminnet. ”Dessa resurser gör det möjligt för oss att ta oss an manipuleringar och sammanställningar av idéer som snabbt skulle förbrylla en icke-augmenterad hjärna”, skriver filosofen Andy Clark som studerat det utvidgade medvetandet.

Det kan förstås kännas oroande att inse hur stor del av tänkandet som redan sker utanför våra skallar. Det finns en kulturell vördnad inför Rodin-idealet – tron på att genialiska genombrott enbart härstammar från den grå substansen i våra hjärnor. Fysikern Richard Feynman hamnade en gång i diskussion med historikern Charles Weiner om just detta. Feynman förstod det utvidgade medvetandet; han visste att det var avgörande för hans tänkande att skriva ned sina ekvationer och idéer på papper. Vid något tillfälle tittade Wiener på en hög med Feynmans anteckningsböcker och kallade dem en fantastisk ”dokumentation av hans dagliga arbete”. Nej, nej, svarade Feynman då irriterat. Anteckningsböckerna var inte en dokumentation av hans tankeprocess. De *var* hans tankeprocess.

> ”Jag utförde faktiskt arbetet på pappret”, sade Feynman.
> ”Nå”, sade Weiner, ”arbetet utfördes i ditt huvud, men dokumentationen av det är fortfarande här”.
> ”Nej, det är inte en *dokumentation*, inte egentligen. Det är arbete. Du måste utföra arbetet på papper och detta är pappret. Okej?”

Varje nytt verktyg formar sättet på vilket vi tänker, liksom det formar vad vi tänker på. Det tryckta ordet hjälpte till att göra vår kognition linjär och abstrakt och förstorade dessutom vår förmåga att lagra kunskap. Dagstidningar krympte världen; senare krympte telegrafen den ännu mer dramatiskt. För varje innovation har kulturella profeter tvistat om huruvida vi står inför en teknologisk apokalyps eller en utopi. Beroende på vilken viktoriansk expert du hade frågat hade denne svarat antingen att telegrafen kommer att bana väg för världsfred (”Det är omöjligt att gamla fördomar och fientligheter ska kunna fortsätta existera”, betonade Charles F. Briggs och Augustus Maverick) eller dränka oss i ett Sargassohav av

idiotiska struntsaker (”Vi är ivriga att gräva en tunnel under Atlanten… men kanske blir den första nyhet som läcker igenom till det breda fladdrande amerikanska örat att prinsessan Adelaide har kikhosta”, menade Thoreau). Ingen av förutsägelserna var riktigt rätt, förstås, men ingen hade heller helt fel. Det de som förebådar både apokalypser och utopier vet och är överens om är att varje ny teknologi för oss mot nya typer av beteenden och knuffar oss bort från äldre, bekanta beteenden. Harold Innis – en mindre känd men på många vis mer intressant föregångare till Marshall McLuhan – kallade detta fenomen för det nya verktygets bias. Att leva med nya teknologier innebär att lära sig vilken partiskhet de medför i vardagen.

Vilken typ av bias är central för dagens digitala verktyg? Det finns flera, men jag ser tre stora bidrag som påverkar vår kognition. För det första möjliggör de ett oerhört externt minne: smartphones, hårddiskar, kameror och sensorer samlar rutinmässigt in mer information än något tidigare verktyg har gjort. Vi genomgår ett skifte från en tillvaro i vilken vi sällan dokumenterade våra idéer och upplevelser till en ny tillvaro med ständig dokumentation. För det andra blir det med dagens verktyg enklare att hitta samband – mellan idéer, bilder, människor, nyheter – som var osynliga för oss. För det tredje uppmuntrar verktygen till ett överflöd av kommunikation och publicering. Den sistnämnda faktorn har många överraskande konsekvenser som ofta inte förstås till fullo. Vilken ekonom som helst skulle kunna förklara att om man plötsligt ökar tillgängligheten på en resurs så kommer människor att använda den till fler ändamål, vilket också betyder att de kommer att bete sig allt mer oförutsägbart. I takt med att elektricitet blev vanligt förekommande i västvärlden utvidgades dess roll från tillämpningar som man kunde vänta sig – som belysning på natten – till mer oväntade och till synes triviala tillämpningar som batteridrivna leksakståg, elektriska matberedare och vibratorer. Överflödet av kommunikation har lett till allt möjligt från framväxten av publika samarbetsprojekt som Wikipedia till nya märkliga uttrycksformer som sammanfattningar av tv-serier, berättelser som förmedlas via kartverktyg, foton som postats med en mobiltelefon och ger upphov till långa diskussioner i kommentarstrådar, eller recensionstrådar på Amazon som på ett fyndigt sätt kapats och använts för att skapa politisk satir. Ingen av dessa tre digitala bias är oföränderliga eftersom de är produkter av mjukvara och hårdvara och kan ändras eller tas bort om arkitekterna bakom verktygen (ofta företag eller stater) bestämmer sig för att reglera dem eller om verktygen inte är lönsamma nog. Men för tillfället dominerar dessa tre effekter vår nuvarande och framtida tillvaro.

På sätt och vis är dessa tre effekter och de skiften de medför – obegränsat minne, sammankopplingar och explosivt publicerande – smärtsamt uppenbara för vem som helst som någonsin använt en dator. Samtidigt lyckas de gång på gång överraska oss genom att skapa nya ”tankeverktyg” (för att använda författaren Howard Rheingolds underbara fras) som vänder upp och ned på våra mentala vanor på sätt vi aldrig hade förväntat oss och ofta inte riktigt uppfattar ens medan det sker. Dessa fenomen har redan över hela världen vävts djupt in i människors liv och det är svårt

att ta ett steg tillbaka och föreställa sig hur mycket som redan har förändrats och varför. Samtidigt som den här boken[33] beskriver vad jag kallar framtidens tänkande är den också djupt förankrad i *nuet* eftersom stora delar av denna framtid redan är här, även om vi bara har en vag förståelse av den än så länge. Det är som sci-fi-författaren William Gibson en gång påpekade i ett nu välkänt uttalande: ”framtiden är redan här, den är bara ojämnt distribuerad”. Genom att förstå vad som händer med oss nu får vi också en bättre förståelse av vart vårt augmenterade tänkande är på väg. Snarare än att fördjupa mig i abstraktioner som så många marknadsförare och experter gör – för att inte tala om dem som skapar tekniken men ofta är anmärkningsvärt dåliga på att förutse hur deras verktyg kommer att användas – vill jag fokusera på verkliga människors faktiska upplevelser.

Låt oss betrakta någonting enkelt och omedelbart för att ge ett konkret exempel på vad jag talar om: mina aktiviteter medan jag skriver de sidor du just har läst.

Under arbetets gång insåg jag flera gånger att jag inte riktigt kunde komma ihåg en viss detalj och att mina anteckningar var ofullständiga. För att lösa problemet hoppade jag över till en sökmotor. (*Vilken schackpjäs offrade Deep Blue när den besegrade Kasparov? Springaren!*) Jag gjorde också en del av mitt tänkande publikt: jag bloggade beundrande om den spanska schackspelande roboten från 1915 och fick inom loppet av minuter kommentarer och smart kritik. (En kommentator påpekade att roboten inte var så värst imponerande eftersom den spelade ett visst slutspel som är nästan omöjligt att förlora: roboten började med ett torn och en kung medan den mänskliga motspelaren bara hade en kung). Medan jag läste Kasparovs bok *How Life Imitates Chess* på min Kindle aktiverade jag planlöst funktionen ”populära markeringar” för att se vilka avsnitt i boken som andra läsare hade funnit intressanta – och på grund av detta blev jag intresserad av ett avsnitt om schackstrategi som jag tidigare bara hade skummat. För att förstå kentaurspelet bättre läste jag långa nyanserade kommentarstrådar i diskussionsgrupper för schackspelare, vilket lät mig tjuvlyssna på människor som kan mycket mer än jag någonsin kommer att kunna om schack. (Det verkar som att de som följer den nya spelformen är delade i två läger – vissa tycker att avancerat schack är ett dystert tecken på hur maskiner tar över spelet medan andra tycker att det visar att det mänskliga medvetandet är mycket mer värdefullt än datorprogram). Jag hamnade i en lång chattdiskussion med min fru och insåg plötsligt att jag förklarat kärnan i avancerat schack mycket bättre för henne än jag hade i mitt skrivna utkast så jag klippte ut texten ur chatten och klistrade in den i mina anteckningar. Och själva skrivandet då? Precis som de flesta författare måste jag konstant kämpa mot prokrastineringens lockelse att irra runt i ett drömskt men mållöst tillstånd online, förströtт klicka på länkar på Twitter och läsa Wikipedia-artiklar för att inte plötsligt titta upp och skräckslaget

33. Kapitlet publicerades ursprungligen i Thompson, C. (2013) *Smarter than you think – How technology is changing our minds for the better*, William Collins 2013.

inse att jag har förlorat två timmars arbetstid – en upplevelse av saknad tid som för tankarna till berättelser om att bli bortförd av ett UFO. För att undvika allt detta slår jag på helskärmsläget i min ordbehandlare så att jag bara kan se sidan med min text och få en temporär känsla av mental ro.

I boken utforskar jag var och en av dessa trender. Till att börja med handlar det om framväxten av ett ständigt närvarande datorminne som förändrar hur vi kommer ihåg saker, både som individer och som samlad kultur. Därefter följer tillkomsten av ”publikt tänkande”: förmågan att masskommunicera våra tankar och de effekter det har både på insidan och utsidan av våra medvetanden. Vi blir i allt högre grad samtalstänkare – en process som har varit snårig inte minst på grund av att publikt tänkande i vardagen har släppt lös den typ av ohövlighet och fördomar som vi vanligtvis håller tillbaka i konversationer ansikte mot ansikte. Men i bästa fall (vilket jag vill påstå är förvånansvärt ofta) är det en rafflande utveckling som har återupplivat forntida dialog- och debattraditioner. Samtidigt har det uppstått ett explosionsartat utbud av nya uttrycksformer som tidigare varit för kostsamma för vardagligt tänkande – som video, kartläggning eller dataanalys. Vår sociala medvetenhet förändras också i takt med att vi utvecklar ESP-liknande ”omgivningsmedvetenhet”, en ständig förnimmelse av vad andra gör och tänker i vår omgivning. Socialt hjälper detta oss att utvidga vår förmåga att förstå de människor vi bryr oss om. Ur ett medborgarperspektiv bidrar det till att motverka politiska problem som ”pluralistisk ignorans” och kan katalysera politisk aktion på det sätt som skedde under den arabiska våren.

Är dessa förändringar bra eller dåliga för oss? Om du hade frågat mig för tjugo år sedan när jag först började skriva om teknologi hade jag svarat ”dåliga”. Under det tidiga 1990-talet var jag av uppfattningen att i takt med att människor migrerar online kommer samhällets sämsta drifter att släppas lös: pseudonymitet skulle förgifta det offentliga samtalet, skvaller och struntsaker skulle dominera och våra kulturella standarder skulle kollapsa. Delar av dessa förutsägelser har sannerligen förverkligats, vilket alla som hamnat i en hätsk diskussion på ett politiskt forum väl känner till. Men sanningen är att även om jag förutspådde en del dåliga saker förutsåg jag inte alls de bra sakerna. Och vilken strid ström av bra saker vi har fått: Wikipedia, en global skog av vältaliga bloggare, medborgarjournalistik, politisk faktakoll – eller till och med det sätt på vilket formatet för statusuppdateringar på Twitter har skapat en renässans för kvicka, aforistiska och haikuliknande uttrycksätt. Här betonar jag det positiva, delvis på grund av att vi har översköljts med apokalyptiska varningar på sistone. Vi behöver ett nytt angreppssätt för att i klartext kunna prata om det nöje och de belöningar som våra digitala upplevelser medför – ett angreppssätt som är förankrat i våra upplevda erfarenheter men frikopplat från hypen i Silicon Valley.

Det finns ytterligare en sak som gör mig optimistisk inför vår kognitiva framtid och det är hur den liknar vårt kognitiva förflutna. På 1500-talet stod mänskligheten inför ett informationsöverflöd som följde med den tryckta sidan och den explosion av böcker som började med kodexen och sedan gick på högvarv med Gutenbergs flexibla och återanvändningsbara typer. Historikern Ann Blair påpekar att dåtidens vetenskapsmän var oroliga över utvecklingen: Hur skulle de kunna hålla kontroll på flodvågen av publicerade mänskliga uttryck? Vem skulle skilja det innehåll som var värt att spara från skräpet? Matematikern Gottfried Wilhelm Leibniz beklagade sig över ”den fruktansvärda mängden böcker som bara fortsatte växa” och riskerade att fördöma kvalificerade skribenter till ”fara för att falla i allmänhetens glömska” och dessutom att föranleda ”ett återvändande till barbariet”. Som tur var hade han fel. Lärda personer började snabbt organisera sig i den nya mentala miljön genom att samla sina favoritdelar från olika böcker och sammanställa dem i stora luntor – *florilegia*, eller buketter av texter – så att läsare skulle kunna ta del av det bästa innehållet. I princip var de sin tids bloggare och gick igenom samma typ av avvägningar som dagens bloggare gör. (Är det tillräckligt att citera ett avsnitt ur en källa eller måste man också kontrollera att det som skrivits där stämmer?). Det förflutna visar sig vara märkligt betryggande eftersom ett mönster träder fram. Varje gång vi står inför förbryllande nya verktyg får vi panik, för att därefter sätta igång att ta reda på hur de kan användas för att hjälpa oss att arbeta, reflektera och skapa.

Historien visar också att vi generellt förbättrar och förfinar våra verktyg för att de ska bli bättre. Böcker var till exempel inte så väl designade från början som de är idag. Det är till och med så att de första böckerna idag skulle betraktas som praktiskt taget oanvändbara. De saknade den typ av guidande ramverk som vi idag tar för givna, som innehållsförteckning, styckesindelning eller sidnummer. Det tog årtionden – till och med århundranden – innan boken designades om till ett mer flexibelt kognitivt verktyg som lämpar sig lika väl för snabbt referensletande som för djupläsning. Samma väg kommer vi att behöva vandra med våra digitala verktyg. Det är därför vi måste förstå inte bara vilka förmågor verktygen ger oss idag utan även i vilka avseenden de fortfarande är undermåliga och borde förbättras.

En varning: om du hade hoppats att läsa om neurovetenskap, hur våra hjärnor fungerar och hur tekniken ”kopplar om” dem kommer du bli besviken.

Jag inser att detta går på tvärs med den moderna diskursen. På senare år har de som intresserar sig för hur vi tänker blivit besatta av kemin i våra hjärnor. Vi har förundrats över hjärnröntgens möjligheter – visualiseringen av hjärnans elektriska aktivitet och blodflöden – för att producera nya ledtrådar till vilka delar av hjärnan som hänger ihop med vilka beteenden. En del grips av panik och menar att våra hjärnor deformeras fysiologiskt av dagens teknologi: att vi spenderar för mycket tid med att flippa mellan fönster på en skärm eller skumma texter istället för att läsa en bok. Eller att vi avbryter en konversation för att läsa sms och att vi snart inte

kommer att kunna koncentrera oss på någonting alls och därmed inte heller kan förstå någonting alls. I boken *The Shallow*s väckte Nicholas Carr elegant denna oro genom att argumentera för att kvaliteten på mänsklighetens tankar har stigit i takt med framväxten av den långsamma, linjära tryckkonsten, men nu har börjat förfalla sedan det snärtiga och flyktiga internet gjort entré. Carr oroar sig för att han ”inte tänker som han brukade göra”.

Jag är säker på att delar av denna oro är motiverad. Det har alltid varit svårt för människor att upprätthålla mentala vanor kopplade till koncentration och djupa tankeprocesser. Det är precis därför vi i samhället har skapat omfattande sociala institutioner (allt från universitet till bokklubbar och helgedomar) vilka hjälper oss att upprätthålla önskvärda beteenden. Det är delvis därför bara en förhållandevis liten andel av alla människor läser regelbundet och låter sig uppslukas av det de läser och än färre människor söker sig till högre utbildning. Dagens verktyg för multitasking gör det onekligen svårare än förr att hålla sig fokuserad under längre sessioner av läsning eller kontemplation. De kräver en hög grad av riktad uppmärksamhet– att vara uppmärksam på sin egen uppmärksamhet. Även om jag inte fördjupar mig i distraktionens våndor utgör uppmärksamhetens framträdande roll en röd tråd genom hela texten. En av de stora utmaningarna med dagens digitala tankeverktyg är att veta när man inte ska använda dem och istället förlita sig på äldre och långsammare teknologier som papper och böcker.

Med detta sagt finns det ett stort problem med experters och journalisters självsäkra prat om våra ”omkopplade” hjärnor: det är väldigt förhastat. Seriösa neurovetenskapliga forskare är överens om att vi inte vet hur våra hjärnor är kopplade till att börja med. Hjärnans kemiska processer är särskilt mystiska när det kommer till mer komplex tankeverksamhet som minne, kreativitet och insikt. Hjärnforskaren Gary Marcus har kritiserat den allmänna fascinationen med hjärnröntgen och påpekar att ”Det kommer till slut att finnas neurovetenskapliga förklaringar för mycket av vad vi gör; men de förklaringarna kommer visa sig vara otroligt komplicerade”. ”För tillfället är vår förmåga att förstå hur alla delar hänger ihop väldigt begränsad, lite som att försöka förstå den politiska dynamiken i Ohio utifrån vad man kan se genom ett flygplansfönster ovanför Cleveland”, fortsätter han. Jag förkastar inte hjärnröntgen; tvärtom är jag övertygad om att den tekniken kommer att spela en avgörande roll i att lösa hjärnans mysterier kommande årtionden. Men för tillfället är forskningsfältet så ungt att det vore förhastat att dra några omfattande slutsatser, vare sig apokalyptiska eller utopiska, om hur internet påverkar våra hjärnor. Till och med Carr, en av de som flitigast utforskar detta ämnesområde, refererar bara till en enda hjärnröntgenstudie som specifikt undersöker hur människors hjärnor reagerar på att surfa på nätet och dess resultat är tvetydiga.

Sanningen är nog att många hälsosamma vardagliga aktiviteter skulle kunna framstå som direkta farliga för kognitionen om man utgår från hur människors

hjärnor ser ut medan de utför dem. Under de senaste åren har psykiatriprofessorn James Swain tillsammans med forskare från universiteten i Yale och Michigan skannat nyblivna föräldrars hjärnor medan de lyssnade på inspelningar av deras barns skrik. Forskarna upptäckte mönster i hjärnan som liknar de som man brukar hitta hos människor som lider av tvångssyndrom (OCD). Dessa föräldrar lider inte av tvångssyndrom, de är bara tillfälligt vaksamma på signaler från deras barn. Eftersom experimentet visar en neurologisk förändring hos nyblivna föräldrar skulle man emellertid kunna tänka sig ganska läskiga rubriker om man ville: ATT BLI FÖRÄLDER ERODERAR DIN HJÄRNA! I verkligheten, har Swain förklarat för mig, är detta mycket fenomen mycket mer godartat. Att vara extra vaksam och försiktig runt ett nyfött barn är bra för de flesta föräldrar eftersom barn är ömtåliga. Det är därmed värt den tillfälliga avvägningen i hjärnaktivitet. På ett liknande vis påverkas människor av att bo tätt i stora städer omgivna av ständigt brus, vilket jag upptäckte när jag undersökte stress i New York City för flera år sedan. Men samma urbana täthet som sliter på oss mentalt gör oss också 50 procent mer produktiva och till och med mer kreativa, menar Edward Glaeser i boken *Triumph of the City*, eftersom tätheten också möjliggör fler kopplingar mellan människor. Detta är ”stadens konkurrensfördel i att producera idéer”. Fördelen med kreativitet hänger ihop med nackdelen att bo i en sardinburk, eller som Glaeser uttrycker det: ”tätheten har sina kostnader liksom sina nyttor”. Våra digitala miljöer erbjuder sannolikt en liknande kombination av attraherande och repellerande krafter. Vi tolererar kognitiva besvär och distraktioner för den enorma fördel som det innebär att vara uppkopplad på nya sätt mot andra människor.

Jag vill undersöka hur teknologi förändrar våra mentala vanor, men för tillfället står vi på stadigare grund om vi håller oss till vad vi kan observera i vår omgivning: vårt kognitiva beteende, kvaliteten på vår kulturella produktion och de samhällsvetenskapliga ansatser som försöker mäta vad vi gör i vardagen. I vilket fall kommer jag inte att prata om hur din hjärna ”kopplas om”. Det allra mesta bidrar till att koppla o den, inklusive denna text.

Hjärnan du hade innan du läste det här stycket? Den får du aldrig tillbaka. Jag hoppas att resultatet är värt avvägningen.

Framväxten av avancerat schack har inte avslutat debatten om människa mot maskin. Faktum är att kentaurfenomenet bara har gjort allting mer komplicerat i schackvärlden – det väcker frågor om hur beroende spelare är av datorer och hur datorerna har förändrat spelet. En del oroade sig för att människor skulle vänja sig så mycket vid att rådfråga maskiner att de inte skulle kunna spela utan dem. 2011 blev schackmästaren Christoph Natsidis faktiskt påkommen med att olovligen använda sin mobiltelefon under en vanlig match mellan mänskliga spelare. Under svåra delar av partiet försvann han upprepade gånger iväg på långa toalettpauser; Domaren, som blev misstänksam, upptäckte att Natsidis matade in drag i ett

schackprogram på sin smartphone. Plötsligt hade schack kommit in i en fas som påminde om dopingskandalerna i baseboll och cykling, fast i detta fall var drogen mjukvara och effekten var kognitiv.

Det är onekligen så att om vi är intellektuellt lata, benägna att fuska och ta genvägar eller om vi helt enkelt inte bryr oss tillräckligt om hur våra verktyg påverkar vårt arbetssätt så kan vi, precis som Natsidis, bli för beroende av tekniken. Berättelsen om datorer och schack erbjuder emellertid även ett betydligt mer optimistiskt slut. Det visar sig att när schackspelare är genuint intresserade av att lära sig och utveckla kreativiteten i sitt spel förminskar inte datorn deras mänskliga förmågor utan hjälper dem att internalisera spelet på ett mer fundamentalt sätt och i slutändan nå nya nivåer av *mänsklig* excellens.

Före datorernas tid i schackvärlden, när Kasparov var en ung pojke i Sovjetunionen på 1970-talet, var det en långsam och krävande process att lära sig schack på stormästarnivå. Om du uppvisade potential och hade mycket tur kunde du hitta en lokal stormästare som tog sig tiden att undervisa dig. Om du var en av de ytterst få som uppvisade potential att spela i världsklass flögs du till Moskva av sovjetledare och fick tillgång till deras schackbibliotek för eliten. Där fanns mödosamt sammanställda transkriberingar av världens främsta partier. Att plocka fram dokumentationen var minst sagt besvärligt; när du övervägde ett särskilt öppningsdrag var du tvungen att slå i en katalog för att hitta partier som inletts med det aktuella draget för att bibliotekarierna sedan skulle kunna hitta rätt dokument och dra ut dem ur tunna filer med långa pinnar som påminde om strumpstickor. Schackböcker var sällsynta och ofullständiga. Genom att få tillgång till det sovjetiska elitbiblioteket fick Kasparov och hans kamrater ett enormt övertag över sina globala rivaler. Biblioteket fungerade som deras kognitiva augmentering.

I början på 1980-talet tog datorer över bibliotekets roll och överträffade dess funktion. Unga schackentusiaster kunde köpa CD-ROM-skivor med hundratusentals dokumenterade schackpartier. Schackprogram kunde visa hur en artificiell motspelare skulle kunna svara på olika drag. Detta bidrog till att dramatiskt öka den hastighet med vilken unga schackspelare kunde bygga upp sin intuition. Om du på lunchen fick en idé om ett nytt djärvt öppningsdrag kunde du omedelbart undersöka vilka kända spelare som tidigare använt det och därefter själv simulera det i spel mot ett schackprogram. Den iterativa processen med tankeexperiment – ”Om jag gör *så här*, vad händer då?” – snabbades upp exponentiellt.

Själva spelet schack började utvecklas evolutionärt. Frederic Friedel, utgivaren av de första allmänna schackdatabaserna och schackprogrammen, har berättat för mig att ”spelare blev mer kreativa och vågade”. Innan de hade datorer brukade stormästare hålla sig till attackspel som de studerat länge och slipat på. Eftersom det tog månader att undersöka och mentalt utforska förgreningar och följder av ett

nytt drag höll de sig till vad de redan kände till. När nästa generation av schackspelare trädde fram förvånandes Friedel av deras vågade spelstil och i synnerhet deras öppningsdrag. Kasparov har skrivit att schackspelare idag ”är nästan lika befriade från dogmer som de maskiner de använder för att träna. I allt högre grad betraktas ett drag inte som bra eller dåligt för att det ser så ut eller för att det inte har använts på det viset förut. Ett drag är helt enkelt bra om det funkar och dåligt om det inte gör det”.

Det kanske mest anmärkningsvärda av allt är att denna utveckling producerar spelare som når stormästarnivå vid mycket yngre ålder. Före datorerna var det extremt ovanligt att en tonåring blev stormästare. 1958 överväldigade Bobby Fischer världen genom att nå stormästarnivå vid femton års ålder. Detta var så ovanligt att det tog över tre årtionden, till 1991, innan någon slog rekordet. Då hade datorerna kommit och sedan dess har rekordet slagits tjugo gånger i takt med att allt fler och allt yngre spelare har blivit stormästare. År 2002 blev ukrainaren Sergey Karjakin stormästare vid 12 års ålder.

Det är tydligt att vi augmenterar oss själva och vi kan bli smartare. Vi håller på att bli kentaurer.

4.3 Artificiell intelligens och datalogiskt tänkande – En reflektion över arbetsfördelning mellan människa & maskin

Fredrik Heintz
Docent och AI-forskare vid Linköpings universitet, medlem av EU:s expertgrupp för AI, ordförande för Svenska AI-sällskapet samt föreståndare för WASP:s forskarskola.

En viktig observation i rapporten är att AI är en ny generell teknisk basinfrastruktur (en general purpose technology) som kommer påverka det mesta i vårt samhälle i stort och vår personliga vardag i smått. Vad betyder det för behovet av kompetens och krav på utbildning? Hur kan utbildning återigen bli en positiv kraft för att ge individer förutsättningarna för den transformation vi är mitt uppe i? Vilka kompetenser behöver vi för att effektivt kunna använda AI som ett kraftfullt verktyg?

Utgångspunkten i denna essä är att människor och AI kompletterar varandra. Det handlar alltså inte om människor eller AI, utan om AI och människor. Mot bakgrund av detta är datalogiskt tänkande en central kompetens som handlar om att lösa problem på ett sådant sätt att datorer kan hjälpa till. Medan AI handlar om att ge datorn förmågan till mänskligt tänkande handlar datalogiskt tänkande om att förbättra människors förmåga att lösa problem genom att lära sig av hur datorer ”tänker” när de löser problem.

Människor har alltid utvecklat verktyg som blir mer och mer kraftfulla. Det senaste verktyget, det ultimata verktyget enligt en del, är artificiell intelligens. AI handlar om att förstå vad intelligens är tillräckligt väl för att kunna återskapa den i en dator eller robot. En stor utmaning med denna definition är att vi inte har en vedertagen definition av mänsklig intelligens. En dator kan ofta göra saker som vi anser kräver intelligens utan någon som helst ansträngning, som att lösa svåra matematikuppgifter. Samtidigt är datorn ofta väldigt dålig när det gäller att utföra till synes enkla uppgifter som att lära sig nya begrepp från abstrakta beskrivningar som att en zebra ser ut som en svart-vit-randig häst.

Även om målet är att datorer ska kunna lära sig nya saker och att bete sig intelligent är det viktigt att komma ihåg att det fortfarande handlar om ett verktyg. Ett verktyg är något människor använder för att förstärka förmågor (minnas, röra oss, lyfta saker, räkna och så vidare) och ge oss helt nya (flyga, resa i rymden, styra processer i realtid, röntgensyn, och så vidare). Genom att digitalisera verktygen blir förbättringstakten och utväxlingen ofta exponentiell enligt Moores lag. Kopplas verktygen dessutom samman i nätverk ökar värdet ytterligare tack vare nätverkseffekter.

Automatisering handlar om att verktygen helt eller delvis tar över arbetsuppgifter. Tillverkningsindustrin har automatiserats under lång tid och sysselsätter numera relativt få personer. Maskinerna har framförallt tagit över mycket av det arbete

som kräver muskelkraft. Nu låter AI-baserade verktyg oss allt mer börja automatisera arbetsuppgifter som kräver tankekraft. Utvecklingen har bara påbörjats, men trenden är tydlig. Allt fler arbetsuppgifter automatiseras. Automatisering höjer ofta effektiviteten i arbetet, men det är sällan som hela processer kan automatiseras. Snarare automatiseras delar så att människan blir en del av dessa halvautomatiserade processer.

En intressant fråga är hur detta påverkar människans roll. Människor och datorer är i grunden bra på olika saker, vilket gör att människor och AI kan komplettera varandra. Istället för fullständig automatisering, där vi lämnar över kontrollen helt åt datorn, är det bättre om datorn och människan hjälps åt att lösa problem. Även om datorn är bra på att känna igen föremål och klassificera bilder, så är vi fortfarande ofta betydligt bättre på den typen av arbetsuppgifter. Människans roll blir dels att träna upp AI-algoritmerna att göra rätt, dels att övervaka att det faktiskt blir rätt. Träningen blir troligen aldrig färdig, det kommer att fortsätta dyka upp konkreta exempel där datorn antingen gör fel eller inte vet vad den ska göra. Då måste en människa ta över och visa vad som är rätt. En utmaning för oss människor blir att komma överens om vad som är rätt i olika situationer.

Betyder detta att människans roll bestäms av AI:s förmåga? Delvis, men vi utvecklar AI-tekniker för att komplettera oss och göra sådant som vi har svårt för – till exempel att hantera kombinatoriska problem och problem som kräver att man sätter sig in i väldigt mycket data. På motsvarande sätt får vi göra det vi är bra på och det som AI-systemen har svårt för, som att förstå kontext och att avgöra vad som är rätt och fel.
Betyder det i sin tur att människan succesivt kommer att trängas ut? Jag tror inte det. Till att börja med kommer varje människa kunna utföra mer och lösa svårare problem, tack vare AI-verktyg. Dessutom ökar mängden uppgifter som människor kan utföra med hjälp av sina verktyg hela tiden. Så länge antalet saker som kan göras växer snabbare än antalet uppgifter vi automatiserar kommer det finns mer än tillräckligt att göra. Sammantaget tillhör jag därför de som inte tror att antalet framtida arbetstillfällen kommer att minska radikalt. Däremot kommer de jobb vi utför att förändras ganska mycket. Istället för att vi människor utför arbetet på egen hand kommer vi göra det tillsammans med AI-baserade verktyg.

Ett intressant exempel är schack. Vi människor har ingen chans mot en modern schackdator, men en kombination av människor och datorer blir bättre än både de bästa människorna och de bästa datorerna. Alltså, resultatet blir bättre när människor och datorer hjälps åt. Det handlar således inte om människor eller AI, utan om människor och AI. Det går förenklat att säga att datorer är bra på hur något ska göras men inte lika bra på vad eller varför. De är bra på att svara på frågor, men mindre bra på att ställa dem.

En viktig observation är att det är en annan färdighet att spela schack med dator jämfört med att spela schack på egen hand. Det betyder att även om en riktigt duktig person har ett riktigt bra verktyg blir personen inte nödvändigtvis bättre på sin uppgift. För att verkligen kunna dra nytta av datorkraften behöver vi dels utbilda oss i att lösa problem med AI-verktyg, dels anpassa hur vi arbetar och hur vi organiserar vårt arbete. Det krävs alltså relevant utbildning, ändrade arbetssätt, och nya organisationsformer.

En central förmåga som behövs är att omvandla verksamhetsproblem till beräkningsproblem, det vill säga att omvandla problem till uppgifter som helt eller delvis går att lösa med hjälp av datorer.

Datalogiskt tänkande fångar den generella förmågan att lösa problem på ett sådant sätt att datorer kan hjälpa till. För att datorer ska kunna hjälpa till, behöver vi bli bättre på att förstå hur datorer löser problem. Alltså handlar datalogisk tänkande till stor del om att lära sig förstå och dra nytta av hur datorer löser problem, eller lite slarvigt hur datorer ”tänker”.

Fyra viktiga tekniker för datalogiskt tänkande är att bryta ner problem i mindre delar, att hitta mönster, att skapa abstraktioner genom att generalisera identifierade mönster samt att utforma algoritmer för att låta datorn lösa problem. Lika viktiga som dessa tekniker är förmågor, som att hantera komplexitet, tvetydighet och öppna frågeställningar, och anpassa lösningar till nya situationer, såväl som inställningar, som att utvärdera sina och andras lösningar, experimentera och felsöka, hålla ut och inte ge upp bara för att det inte blir rätt första gången samt att kommunicera och samarbeta för att lösa problem. Redan 2006 argumenterade Jeannette Wing för att datalogiskt tänkande är den fjärde grundfärdigheten efter läs- och skrivkunnighet samt räknekunskaper. Även om begreppet har utsatts för en hel del kritik, framför allt för att det är oklart vad det egentligen är, pekas det numera i många länder ut som något som skolan behöver lära ut.

Ett av de bästa sätten att lära sig datalogiskt tänkande är genom programmering. Det är inte det enda sättet, men troligen det mest effektiva idag. Dessutom är programmering en värdefull färdighet i sig. Att lära sig programmera handlar inte främst om att lära sig ett specifikt programmeringsspråk utan om ett förhållningssätt till problemlösning med hjälp av datorer, det vill säga datalogiskt tänkande.

När en människa löser problem med hjälp av datorn handlar det ofta om att beskriva för datorn vad som ska göras snarare än att göra det själv. Program är helt enkelt beskrivningar som datorer förstår. Många gånger används verktyg men ibland måste man skriva programmet själv, alltså programmera. Lösningen har formen av ett program som kan lösa en hel klass av likartade problem istället för bara ge en lösning på en specifik instans av problemet. Istället för att räkna ut vad räntan

på ett specifikt lån under en specifik tidsperiod med en specifik ränta är så kan du skriva ett program som räknar ut räntan på alla lån, för alla tidsperioder och för alla räntor. Det blir en mycket mer generell lösning som dessutom kan skalas upp för att möta betydligt större problem än vad någon människa kan lösa på egen hand. Lösningen kan sedan återanvändas och användas som en dellösning när större och mer komplexa problem ska lösas.

Det är viktigt att inse att skolans roll är att lära ut grunderna i programmering med fokus på det datalogiska tänkandet. På samma sätt som skolan inte lär eleverna att läsa och skriva för att alla ska bli författare så ska skolan inte lära ut programmering för att alla ska bli programmerare. Däremot kan en introduktion till programmering göra stor skillnad för elever, särskilt tjejer och underrepresenterade grupper, genom att skapa intresse för detta viktiga ämne och motverka att negativa och felaktiga stereotyper frodas. Samhällets digitalisering är inget för några få specialister, det är en viktig angelägenhet för oss alla!

En utmaning med att införa datalogiskt tänkande i skolan är att det är ett område som fortfarande håller på att utforskas och utvecklas. Det är en anledning till att Skolverket inte använde begreppet när programmering infördes 2017 i den svenska läroplanen från årskurs 1. Men om vi inte börjar använda datalogiskt tänkande så kan vi inte heller ta reda på vad som fungerar och vad som inte fungerar i stor skala. Vi måste börja någonstans och lära oss allt eftersom.

Lärare, precis som alla andra, behöver träna upp sitt datalogiska tänkande och lära sig att applicera det på sin profession. Förutom detta tror jag faktiskt inte att lärarrollen kommer påverkas alltför mycket på kort sikt. När vi har bättre AI-system som kan välja ut och anpassa uppgifter, ge återkoppling, och motivera eleverna utifrån en helhetsförståelse för situationen, kommer lärarens roll att bli mer övergripande, coachande och stöttande snarare än att, som är fallet idag, välja ut vilka uppgifter som ska göras eller att ge direkt återkoppling på hur uppgifterna utfördes.

Till skillnad från lärarrollen tror jag skolan som institution behöver förändras en hel del. De intressanta sakerna blir aldrig färdiga, de är i ständig utveckling. Det är däri det intressanta ligger. Det är en skillnad mot hur vi har arbetat tidigare, då vi lärde ut vad vi visste. Idag måste vi lära oss nya saker hela tiden och vi måste ständigt uppdatera det vi lär ut. Ska vi invänta en tydlig och väl beprövad mall kommer den att vara inaktuell innan den är färdig. Samtidigt är detta förhållande något som skolan har svårt att hantera. Vi behöver alltså tänka annorlunda i stort och ha en annan inställning till hur saker ska göras. Detta ställer nya krav på utbildningssystemet. Framförallt handlar det om att komma bort från att bara lära ut det som enkelt går att bryta ner i väldefinierade kunskapsportioner och mer se helheter och kopplingar. En trend att gå bort från isolerade ämnen och mot mer av ämnesintegrering tror jag är bra. Samtidigt behövs tillräckliga kunskaper inom ett ämne för att förstå det och

sätta det i relation till en större helhetsbild, men också för att kunna förklara det för andra.

Datalogiskt tänkande är en generell grundfärdighet. Det finns utöver detta ett stort behov av att mer specifikt kunna använda AI effektivt i olika verksamheter. För detta krävs en tillräcklig förståelse för såväl verksamhet som teknik för att kunna göra rätt val och rätt beställningar. Många IT-projekt havererar, ofta på grund av alldeles för dålig beställarkompetens (tillsammans med upphandlingskravet att kunna beskriva vad man vill ha i förväg, vilket vi vet från forskning på området i stort sett är omöjligt).

Detta leder till en annan stor utmaning för det svenska utbildningsväsendet, nämligen utbildningar som kombinerar ämneskunskaper eller professionsutbildningar med kunskap inom datavetenskap och annan relevant teknik. I USA är det sedan länge utbrett att ta en minor inom till exempel datavetenskap i kombination med en läkar-, jurist- eller lärarexamen. På Stanford läser nästan alla grundkursen i datavetenskap, inte för att de tvingas till det, utan för att de inser att det kommer vara extremt användbart oberoende vad deras huvudämne är. Många läser ytterligare kurser för att få en stabil grund i programmering, algoritmer och AI. Det är också vanligt att hålla kurser med studenter från helt olika program. På så sätt får studenterna en bättre förståelse för andra områden och får träna på att samarbeta med andra discipliner. Genom att använda riktiga fall, gärna i samarbete med företag eller organisationer, blir arbetet mer verkligt och känns meningsfullt.
Även i detta hänseende menar jag att utvecklingen kräver ganska stora förändringar av utbildningssystemet. Precis som AI tvingar företag att bryta ner väggarna mellan interna silos, behöver högskolor och universitet bli bättre på att ta in kurser från andra ämnesområden, öka studenternas valfrihet samt ha fler kurser med studenter från flera olika utbildningsprogram. Min erfarenhet är att de största hindren är administrativa, till exempel att olika fakulteter har olika sätt att schemalägga kurser vilket gör det svårt att samläsa. Vi behöver skapa utbildningsmiljöer där vi både kan guida studenterna till genomtänkta utbildningar och ge dem frihet att genom informerade beslut utforma sina egna utbildningar.

Ett fascinerande ämne inom datavetenskapen är just algoritmer och algoritmkomplexitet. Det är studiet av hur datorer löser problem och hur effektivt det över huvud taget går att lösa problem. Där får man lära sig att om man har en hög med 1 000 lappar och varje lapp har ett namn på sig, så måste man i värsta fall titta på var och en för att hitta ett specifikt namn. Om du däremot ordnar namnen i alfabetisk ordning, som i en telefonkatalog, kan du garanterat hitta rätt namn efter att ha tittat på som mest tio lappar. Även om du har en telefonkatalog med en miljon namn kommer du hitta rätt efter att tittat på som mest 20 lappar, om du använder rätt teknik (binärsökning). På samma sätt kan vi hitta kortaste vägen givet en karta (graf), skapa en plan för att uppnå ett mål givet en beskrivning av

målet och våra möjliga handlingar, samt avgöra om en mängd satslogiska påståenden är utan motsägelser.

Om vi i den närliggande framtiden ska få fram personer med rätt kompetens anser jag att alla borde läsa åtminstone en grundkurs i datavetenskap samt en grundkurs i programmering på gymnasiet. Detta bör sedan följas upp med ytterligare kurser på universitetsnivå i de för utbildningen relevanta delarna av datavetenskapen. Återigen är det viktigt att inse att datavetenskap, precis som AI som också är en del av datavetenskapen, inte är ett ämne bara för de specialintresserade utan faktiskt säger något om världen som alla bör känna till. Visste du till exempel att det finns problem, som att avgöra om en godtycklig mängd påståenden i första ordningens logik är utan motsägelser, som ingen dator någonsin kommer kunna lösa?

Hur kommer detta påverka gränsen mellan baskunskap och expertis? Jag tror att vi både kommer behöva flera specialister med väldigt djup kunskap inom ett relativt smalt område och fler generalister som kan kombinera flera olika områden tvärdisciplinärt. Däremot har vi troligen inte särskilt stor nytta av smala inomdisciplinära generalister. Det krävs antingen signifikant djup eller signifikant bredd. Helst både och. Det talas ofta om T-formade personer, personer som har en stor bredd och samtidigt en djup specialisering. Allmänt tror jag aldrig du kan veta för mycket. Ju mer datavetenskap du kan och ju mer utvecklat ditt datalogiska tänkande är, desto bättre för dig.

De företag som kommer bli mest framgångsrika är de som kan kombinera människor och AI på bästa sätt. Det vill säga de både lyckas använda AI på rätt sätt i sin verksamhet och integrera verktygen i organisationen så att medarbetarna kan få ut det mesta av sin kompetens och sitt kunnande. De måste dessutom hela tiden utvecklas och lära sig mer, både som individer och som organisation.

AI och datalogiskt tänkande kan faktiskt ses som två sidor av samma mynt. AI handlar om att lära datorn att lösa problem på samma sätt som vi människor gör. Datalogiskt tänkande vänder på det och ställer frågan: hur kan vi människor lära oss att bli bättre på att lösa problem genom att ta efter hur datorerna gör? Genom att studera AI och datalogiskt tänkande kommer vi lära oss mer om vad tänkande och mänsklig intelligens är, hur problem effektivt kan lösas med datorer, samt viktigast av allt, hur vi människor effektivt kan lösa storskaliga, mångfacetterade och komplexa problem tillsammans med AI. Personligen är jag övertygad om att detta kommer att krävas för att mänskligheten ska kunna lösa de stora och otroligt komplexa problem vi står inför, som hur vi förser alla på jorden med mat, energi, tillhörighet och försörjning på ett långsiktigt hållbart sätt både för klimatet och för oss själva.

4.4 Vad den nya tekniken kräver av människan

Niklas Lavesson
Professor i datateknik vid Tekniska Högskolan i Jönköping och professor i datavetenskap vid Blekinge Tekniska Högskola samt forskargruppledare för Jönköping AI Lab.

Inledning

Digitaliseringen förändrar vårt sätt att leva och arbeta, för det mesta till det bättre. Men ibland blir det tydligt att vi har anpassat vårt sätt att leva till tekniken snarare än att anpassa tekniken till hur vi lever. Vad som är tekniskt möjligt – till exempel att svara så snabbt som möjligt på e-post – trumfar vad som egentligen passar oss bäst (det finns inget sådant som ett akut e-postmeddelande). Tekniken ställer egentligen inga krav på oss, men genom att skapa nya möjligheter får den oss att implicit ställa krav på oss själva. Hur kan vi förstå utvecklingen av artificiell intelligens? Vilka krav får den nya tekniken oss att ställa på oss själva? Och är de rimliga?

Intresset för artificiell intelligens (AI) har vuxit stadigt i Sverige de senaste åren. Politiker, myndigheter, företag och skolor bjuder allt oftare in talare för att berätta om det digitaliserade och AI-baserade samhället. Den beskrivning av AI som förmedlas under sådana föredrag utgår allt som oftast från s.k. *artificiell allmänintelligens.* Beskrivningen står i tydlig kontrast mot *specifik AI.* Detta är olyckligt då det innebär att det uppstår en diskrepans mellan människors förväntningar på AI och den faktiska utvecklingen inom området.

Begreppet artificiell allmänintelligens används för att beskriva den mångfacetterade och sammansatta intelligens som gör att vi människor kan förhålla oss till, interagera med och möta utmaningar i den fysiska verkligheten, såväl planerade som plötsliga. Vi sammanväger, till synes sömlöst, information från minnet med information från våra olika sinnen. Vi planerar på kort och lång sikt. Vi kan föra avancerade resonemang med andra människor eller med oss själva i tanken. Vi kan växla mellan att vara konkreta och abstrakta i vårt tänkande. När vi ställs inför en ny situation använder vi en kombination av instinkt, erfarenhet och kunskap för att hantera situationen. Vi har förmågan att tänka och handla rationellt i vissa situationer för att sedan bete oss ytterst irrationellt i andra. Detta ligger mycket långt ifrån vad artificiell intelligens kan göra idag. Som forskningsläget ser ut i skrivande stund kan förmågan hos system med artificiell allmänintelligens inte mäta sig med förmågan hos en tvååring som utforskar sitt hem. Det är inte heller troligt att några större genombrott på området kommer att ske inom en överskådlig framtid.

Det finns flera anledningar till att det ser ut på detta vis, en av dem är att vi fortfarande vet för lite om hur den mänskliga hjärnan fungerar på detaljnivå för att kunna använda sådana insikter till att utveckla bättre artificiell allmänintelligens. Det finns de som förespråkar att man istället för att härma mänsklig intelligens ska satsa på att utveckla en variant av artificiell allmänintelligens som är väsensskild

från människans, men inget tyder på att vi är nära att lyckas med det heller. En andra förklaring till den långsamma utvecklingen av artificiell allmänintelligens är att vår egen intellektuella förmåga är så starkt kopplad till vår interaktion med den fysiska världen. Vi utvecklar redan som barn förmågor kopplade till den fysiska världen, exempelvis spatial förmåga (rumsuppfattning). Denna utveckling påverkar sedan vår allmänna intellektuella kapacitet på olika sätt. Till exempel utvecklas vårt abstrakta tänkande: vi inspireras av den fysiska världen och skapar nya abstrakta koncept som vi använder för att resonera och lösa problem. En tredje förklaring är att vi inte, på ett precist sätt, kan beskriva vad i en människas utveckling som kommer från arv respektive miljö. AI-forskare brottas med motsvarande problem: att bestämma vad inom AI-systemet som bör förprogrammeras och vad som behöver läras eller anpassas genom erfarenhet av och interaktion med världen. Dagens AI-system hanterar inte oväntade eller plötsliga händelser väl. De lär sig inte nya generella förmågor speciellt väl och de utvecklas inte över tid genom interaktion med den fysiska världen. Framförallt lär de sig inte nya sätt att lära sig på.

Specifik AI är istället den benämning som används för AI-system som utvecklats för att lösa väl avgränsade samt tydligt och precist formulerade uppgifter. Det krävs ofta omfattande manuell handpåläggning för att säkerställa att förutsättningarna för AI-systemet är så gynnsamma som möjligt. Om AI-systemet ska interagera med vår fysiska värld krävs noggranna och genomtänkta val beträffande hur systemets kunskap och dess observationer av världen ska representeras. Brädspel med tydliga och oföränderliga regler är ett exempel på utmaningar som specifik AI har visat sig särskilt lämpad för. Strategier och taktiker i brädspelet kan fortfarande vara oerhört komplexa och ta en oerhörd tid och kraft för mänskliga experter att lära sig väl. Givet tillräcklig beräkningskraft, ett tydligt regelverk och rätt förutsättningar för inlärning och anpassning kan AI-systemet tränas för att vinna över även de bästa mänskliga spelarna. Om man däremot lägger till plötsliga och oväntade händelser – handlingar som kräver mänsklig interaktion och förståelse för olika kulturella eller vagt definierade allmänmänskliga aspekter – är specifik AI är inte längre en möjlig lösning.

Även om brädspel fick tjäna som ett exempel på en tydligt avgränsad och väl formulerad uppgift så är det viktigt att påpeka att specifik AI idag tillämpas inom en rad branscher och samhällsfunktioner för att lösa verkliga problem. Lösningar som bygger på denna typ av specifik AI har redan rönt stora framgångar inom en rad olika områden. Anledningen till att många samhällsdiskussioner hamnar i artificiell allmänintelligens trots att den intressanta utvecklingen sker inom specifik AI kan även, utöver missriktade inspirationsföreläsningar, kopplas till AI-områdets spretiga rötter och dess ursprungliga forskningsfrågor.

AI-området från olika perspektiv

AI är ett ungt forskningsområde som handlar om hur vi skapar intelligens på konstgjord väg. För att förstå vad som studeras inom AI eller vad artificiell intelligens

faktiskt kan innebära behöver vi relatera AI-begreppet till naturlig intelligens. Det finns många sätt att definiera och beskriva intelligens. Ett passande sätt för sammanhanget är att skilja mellan å ena sidan mänsklig intelligens och ren rationalitet, och å andra sidan tänkande och handling. En sådan uppdelning ger oss fyra kategorier av intelligens som kan användas för att definiera AI på ett förståeligt sätt.

I linje med denna uppdelning finns det inom AI-fältet forskare och utvecklare som försöker skapa system[34] som 1) tänker som människor, 2) agerar som människor, 3) tänker rationellt och 4) agerar rationellt (se figur 13). Kategorierna kan användas för att beskriva de olika typer av teknikområden som idag på olika sätt bidrar till det vi sammantaget beskriver som AI-utvecklingen inom företag och på samhällsnivå.

Figur 13: Fyra kategorier av artificiell intelligens. Den övre raden fokuserar på tankeprocesser och den nedre på handling. Den vänstra kolumnen använder människan som måttstock vid utvärdering av prestation och den högra kolumnen använder istället ett objektivt mått.

System som tänker som människor Exempel: Neuronnät som bygger upp kunskap på hög abstraktionsnivå (”att känna igen ett ansikte i ett fotografi”) med hjälp av byggstenar av kunskap på lägre nivåer (”att hitta ansikten”, ”att särskilja olika ansikten”, ”att hitta ögon”, ”att hitta mun”).	**System som tänker rationellt** Exempel: Beslutsstödsystem med kodad mänsklig expertkunskap som logiskt resonerar sig fram till ett förslag på diagnos, givet symtom.
System som agerar som människor Exempel: Motståndare i datorspel som beter sig på ett sätt som uppfattas som mänskligt: kreativt, varierat, delvis irrationellt.	**System som agerar rationellt** Exempel: Robot som utför försäljning och köp av aktier, givet förutbestämda regler, för att maximera vinst.

Den första kategorin av AI – system som tänker som människor – är nära kopplad till kognitionsvetenskap. I detta tvärvetenskapliga område används experimentmetoder från psykologi och datorbaserade modeller från AI för att utveckla och testa idéer om hur vi tänker. Det är alltså inte tillräckligt för AI-forskare inom denna kategori att skapa system som utför en uppgift tillräckligt väl: man försöker istället förstå precis hur människor tänker och därefter utveckla system som tänker på samma sätt. Målet är alltså att utveckla en AI som fungerar som mänsklig intelligens. Det

34. För enkelhetens skull använder jag begreppet system i betydelsen hårdvara och mjukvara som används för att lösa uppgifter.

kan vara eftersträvansvärt inom vissa tillämpningar men det kan också begränsa oss i vår strävan att fullt utveckla och förstå intelligens.

Den andra kategorin av AI-system som beter sig som människor – har sitt ursprung i det så kallade Turing-testet. Alan Turing utvecklade testet 1950 som en praktisk utvärdering av AI-system. Testet gick ut på att avgöra om en dator kunde agera intellektuellt på ett sätt som gjorde den omöjlig att särskilja från en människa. Ett antal förmågor är nödvändiga, men kanske inte tillräckliga, för att klara testet. Datorn måste behärska 1) tolkning och produktion av naturligt språk, 2) kunskapsbeskrivning, 3) automatiserad slutledning och 4) maskininlärning. Datorn måste alltså kunna kommunicera med människor, spara och organisera sin kunskap, använda sin kunskap för att besvara frågor och dra slutsatser samt anpassa sig till nya omständigheter och identifiera, samt generalisera, från mönster.

Den tredje kategorin av AI-system som tänker rationellt – hade sin första storhetsperiod långt före maskininlärning och andra AI-tekniker, som bygger på statistisk inferens, blev framgångsrika. Forskningen inom detta område fokuserades inledningsvis mot logiska, formella system och deduktiv metod. Detta ledde fram till utvecklingen av expertsystem, som byggde på mänsklig expertis hårdkodad som logiska beslutsregler. Flera lyckade expertsystem infördes som beslutstöd för att möta olika militära, medicinska och samhälleliga utmaningar under 70- och 80-talen. En nackdel med dessa expertsystem är att den kodade kunskapen var mycket dyr att ta fram eftersom människor var tvungna att mata in och beskriva varje tänkbar variant av varje regel.

Fjärde kategorin av AI-system som agerar rationellt – handlar om att modellera s.k. rationella agenter. En agent är i det här sammanhanget ett datorprogram eller en entitet som kan agera och reagera på sin omgivning. En rationell agent är en agent som alltid försöker agera på ett sådant sätt att det bästa utfallet nås. Inom algoritmisk aktiehandel utgör handelsalgoritmen, eller robothandlaren, en mer eller mindre sofistikerad, rationell agent som utför order enligt förutbestämda regler med syftet att tjäna pengar. I situationer då osäkerhet råder eller då viss nödvändig information saknas, bör en rationell agent agera så att det bästa förväntade utfallet nås.

Utvecklingen av AI kan vid en första anblick upplevas som en sammanhållen utvecklingsprocess mot en artificiell intelligens, men vid närmare inspektion blir det tydligt att utvecklingen handlar mindre om en allmänintelligens och mer om en enormt bred verktygslåda fylld med olika typer av specifika intelligenta verktyg. Olika verktyg kombineras för att bygga AI-system med specifika funktioner och ändamål, men den artificiella intelligensen är fortfarande mer decentraliserad än centraliserad.

Lyckade AI-satsningar bygger på maskininlärning och mänsklig interaktion

System som bygger på artificiell intelligens finns redan i en rad produkter och tjänster som vi använder dagligen. De har visat sig kunna lösa mycket komplicerade problem och används även för att möta omfattande samhällsutmaningar. Vad är det då som förenar de framgångsrika AI-systemen, förutom att de bygger på specifik AI?

I stort sett alla lyckade och mer kända tillämpningar av AI idag bygger på *maskininlärning* som kärnteknologi eller grundförutsättning. Det har visat sig att det är oerhört kostsamt eller rent av omöjligt att förprogrammera stora, eller hela, delar av de AI-system som ska ta sig an verkliga problem och utmaningar i den fysiska världen eller uppgifter som involverar mer eller mindre sofistikerad mänsklig interaktion. Maskininlärning gör det möjligt att konstruera lärande system med en grundläggande problemlösningsfunktion, som sedan anpassas – lär sig – utföra problemlösning bättre och bättre genom erfarenhet.

Märk väl att dessa specifika AI-system endast kan bli bättre på att lösa de uppgifter de från början var konstruerade för att lösa. Det finns flera forskningsinriktningar som försöker överkomma denna barriär: metainlärning (system som lär sig om hur man lär sig), livslång inlärning (system som kontinuerligt förbättrar sin kunskap och sina förmågor över tid) och överförbar inlärning (system som kan överföra kunskap från en problemdomän för att lösa problem inom något annat område). Dessa inriktningar ger upphov till spännande ny forskning, men genererar i skrivande stund fortfarande fler frågor än svar.

Det är maskininlärning som ligger till grund för Internet-sökmotorernas träffsäkerhet, de sociala nätverkens automatiska vänförfrågningar, de självkörande bilarnas körbeteende och navigation, robotarnas förmåga att röra sig i och interagera med den fysiska världen, de automatiska tolkarna och många andra tillämpningar. Dessa AI-system bygger inte sällan på kombinationer av metoder från olika AI-teknikområden som tolkning av naturligt språk, datorseende, mönsterigenkänning, agentbaserade system och informationsutvinning. Oavsett vilka AI-tekniker som används tillämpas som regel maskininlärning för att förbättra systemets problemlösningsförmåga genom upprepning och erfarenhet. Detta sker genom en tydligt bestämd och avgränsad automatisk behandling och analys av data.

Det andra vi kan lära oss av framgångsrika AI-tillämpningar är att det är möjligt att utveckla mer anpassningsbar AI om människor bidrar till de delar av problembehandlingen som vi är särskilt lämpade för att lösa. I många fall behövs det mänskliga bidraget för att göra det möjligt att använda maskininlärningstillämpningar på komplicerade problem. Det är därför inte förvånande att utvecklingen inom AI-forskningen ser som mest lovande ut för system som tillåter mänsklig interaktion under problemlösningsfasen. Istället för att sätta som mål för AI att tänka och agera

som en människa, får maskin och människa samverka och använda sina respektive komparativa fördelar. Detta ser också ut att vara vägen framåt för diskussioner om rättvisa, tillräkneliga, transparenta och etiska tillämpningar av AI. Det är lättare att behålla mänsklig kontroll och tillämpa mänskliga värderingar på AI-system som bygger på något mått av interaktion och samarbete med människor.

Vad kräver tekniken av oss och vad bör vi kräva av tekniken?

Samhället digitaliseras i snabb takt och mycket talar för att användningen av AI-teknik kommer att öka dramatiskt under kommande decennier. Men vilka krav på oss som människor följer med den nya tekniken? I vilken grad bör vi anpassa oss? Och vilka krav borde vi i gengäld ställa på tekniken?

Det finns de som anser att en viktig del av svaret på frågan är att vi människor behöver bli mer digitalt kompetenta för att kunna använda tekniken. Digital kompetens anses öka den digitala delaktigheten, vilken betraktas som en demokratisk rättighet. Detta talar för att en grundläggande förståelse för den nya tekniken bör ingå i allmänbildningen eller t.o.m. i skolan. Samtidigt pekar en mer långsiktig trend på att digitala hjälpmedel och teknikplattformar, åtminstone sedan mitten på 1990-talet då internet började sprida sig över världen, har blivit allt mer användarvänliga och alltså borde kräva mindre digital kompetens än tidigare. Dagens genomsnittliga internetanvändare är inte en mer teknikkunnig version av den genomsnittliga internetanvändaren 1995, snarare tvärtom! En viktig förklaring till att teknikanvändningen har kunnat sprida sig på det sätt den gjort är att den tekniska kunskapströskeln för användare har krympt, även om den delvis har ersatts av en kunskapströskel kopplad till användargränssnitt istället.

Utöver någon form av allmänbildning har många röster också lyfts för införandet av datalogiskt tänkande och programmering i grundskolan. Vissa anser att en del moment bör införas redan på förskolan, för att ge barn rätt verktyg för en bra start. Datalogiskt tänkande är ett problemlösningsperspektiv som utgår ifrån hur datorer löser problem. Det går att argumentera för vikten av datalogiskt tänkande kopplat till den nya AI-tekniken, både ur perspektivet att människor lättare kan utveckla nya AI-system med en sådan förståelse för problemlösning och att människor lättare kan samverka med och använda AI-system om de förstår hur AI-systemen löser problem. Det kan tyckas svårt att dra gränsen för hur långt vi kan och bör förändra vårt sätt att tänka, lära och utföra proaktivt för att anpassa oss till digitala tekniker och AI-system. Ett alldeles för ofta förbisett alternativ att balansera det datalogiska tänkandet mot är att anamma och förstärka våra mänskliga sidor och anpassa den nya tekniken så att den bättre tillmötesgår våra behov och interagerar med oss på våra premisser istället.

För närvarande tycks digital kompetens utgöra både medel och mål i den nya skolan. Införandet av digitala hjälpmedel är på kraftig uppgång, men det är långt

ifrån alltid klart exakt vad de ska användas till. Det tycks ibland finnas ett implicit antagande om att det digitala per definition är bättre än det analoga – något som teknikhistorikern Nina Wormbs träffande har beskrivit som ”det digitala imperativet”. Vissa anser att digital kompetens åtminstone delvis ersätter behovet av inlärd kunskap och tränade färdigheter då det går att söka sig till kunskap på internet vid behov. Det finns dessutom digitala verktyg som löser problem som tidigare krävde en mänsklig lösning. Problemet är att ytterst lite idag talar för att denna *nya skola* egentligen fungerar bättre än den *gamla skolan*. Dessutom är det så, att nära nog samtliga digitala landvinningar och tekniska plattformar och verktyg vi känner till är skapade av individer utbildade i den gamla skolan av lärare från den gamla skolan. Om det är möjligt att uppfinna internet utan så kallade *21st century skills* borde det rimligen också vara möjligt att använda internet utan dem. Jag förkastar inte tanken på att det har ett värde att lära sig förstå eller använda den digitala tekniken som ett verktyg, men en sådan ambition måste ändå balanseras mot andra kompetenser och sättas in i en bredare kontext.

Kräver digitaliseringen och AI-utvecklingen en dramatisk ökning av medborgare som besitter färdigheter i datalogiskt tänkande och programmering? Jag ser inget som talar för en sådan utveckling. Det är otvetydigt så att vi behöver utbilda fler mjukvaruingenjörer och maskininlärningsspecialister för att tillgodose de ökande behoven inom både offentlig och privat sektor. Lika säkert är det att många andra yrken och professioner kommer att innehålla nya arbetsuppgifter där krav ställs på kompetens inom exempelvis AI. Men steget från att möta denna, på det hela taget snäva behovsförändring, till att undervisa alla barn i programmering är inte självklart och bör inte behandlas som skrivet i sten.

Nyttan med artificiell intelligens ökar om människa och AI-system kan lära sig att samarbeta väl. Jag tror att den bästa vägen mot sådana fungerande samarbeten är att respektive part tillför den kunskap, de erfarenheter och den förmåga som de är bäst lämpade att tillföra. Jag gissar att vi kommer att ha ett stort behov av människor som tänker och handlar som människor. AI-utvecklingen i sin tur bör och kommer sannolikt att fokuseras i högre grad mot AI-system som maximerar nyttan av mänsklig interaktion. Vi behöver ökad kunskap om hur vi bäst bidrar som människor i samarbetet med den nya AI-tekniken i det digitala samhället.

4.5 Kunskapsunderlag som matchar verklighet och politik

Irene Ek
Fil.dr i företagsekonomi och analytiker vid Tillväxtanalys.

Det pågår en digital transformation som är både snabb och bred, vilket medför att politiska beslutsfattare och företagare måste lära sig att agera under stor osäkerhet. I denna rapport sammanfattas vad vi vet idag om teknologisk förändring, arbetsmarknad och framtidens kompetensbehov, men som författaren påpekar kan den inte svara på *exakt* hur framtiden kommer att se ut om, säg, tio år. Betoningen ligger istället på de mekanismer som ligger till grund för förändringen. Den ofta nischade empiriska forskningslitteratur som finns på ämnet bidrar på ett viktigt sätt till förankring och bättre förståelse men förmår inte att ge en uttömmande bild vare sig av framtiden eller hur politiken bör agera idag. Därför handlar två av de kanske viktigaste policyutmaningarna om hur man bygger sina kunskapsunderlag: att mäta rätt saker för att återspegla den pågående förändringen och att matcha rätt mått med de politiska mål som ska utvärderas. Det är lättare sagt än gjort.

Idag fokuserar många empiriska forskningsstudier på några enskilda teknologier i taget. Det är problematiskt eftersom digital transformation ofta i praktiken innebär att företag kombinerar flera olika teknologier för att utveckla sin verksamhet. I forskningen är dock samspelet mellan hur företag samtidigt använder olika sorters teknologier förhållandevis outforskat (AMD, 2018). Det som därför inte alltid framkommer i forskningslitteraturen är att företag i alla sektorer experimenterar och undersöker hur de bäst kan kombinera olika teknologier för att skapa affärsnytta och använda den nya teknikens möjligheter – det finns oftast ingen förutbestämd färdplan för deras transformation. Det finns exempelvis internationella studier som pekar på att digitaliseringseffekterna skiljer sig åt mellan olika sektorer (Calvino och Criscuolo, 2019), men sannolikt kan skillnaderna bitvis vara stora även inom en sektor. I många fall förändras företagens kärnverksamhet och affärsmodeller vilket i sin tur medför nya kompetensbehov. Framväxten av nya kompetensbehov bygger till stor del på vilka teknologier som företagen använder men även *hur* de till sist använder tekniken.

Den första utmaningen handlar om hur man mäter och beskriver verkligheten. För att politiska beslutsfattare ska kunna förstå, förhålla sig till och ta beslut som rör den digitala transformationen måste de ha rätt kunskapsunderlag. Om samma teknologier ger upphov till olika användning och resulterande kompetensbehov i olika sektorer, eller inom samma sektor, är sannolikheten stor att en studie av enskilda teknologier kan ge en felaktig bild av verkligheten. Samtidigt efterfrågas i många fall analyser som bygger på statistik som exempelvis kan generaliseras för att gälla alla sektorer, företagsstorlekar eller regioner. Det förutsätter, för att kunskapsunderlaget ska vara relevant, att det som observeras ser ungefär likadant ut hos företag i olika sektorer, av olika storlek eller mellan olika regioner.

Detta blir särskilt tydligt när ny teknik inte bara upptas i hela ekonomin utan också medför en bred strukturomvandling som påverkar såväl ekonomi som arbetsmarknad. Digitaliseringsområdet förändras snabbt vilket gör det extra svårt att ta fram beslutsunderlag som baseras på statistik. Några av problemen är att:

- Förändringstakten är hög och ökar samtidigt som statistiken blickar bakåt. Även den senaste statistiken visar vilka teknologier företagen använde för två år sen.
- Det finns ett visst motstånd mot att mäta nya områden som AI och sakernas internet i den offentliga statistiken eftersom det medför att de områden som mäts idag behöver bytas ut.
- Alla aspekter av digitaliseringen mäts inte eller kan inte mätas på samma vis, exempelvis digitalt ledarskap, vilket resulterar i en ofullständig bild.
- Mer avancerade digitala teknologier används än så länge av ett mindre antal företag och då främst i de mest digitalt avancerade länderna. Därför höjs röster för att den statistik som samlas in för internationella jämförelser bör fånga de digitala funktioner som fler företag använder idag. Resultatet blir en väldigt partiell jämförelse av utvecklingen mellan olika länder.
- De indikatorer som föreslagits för att följa digitaliseringspolitiken i Sverige fokuserar mest på infrastruktur och offentlig sektor, områden som är enklare för staten att påverka. Det betyder å andra sidan att näringslivets användning av digitala teknologier – deras förmåga att ”använda digitaliseringens möjligheter” som det står i digitaliseringsstrategin – riskerar att inte mätas alls.

Både företagsledare och politiska beslutsfattare tycker sig ofta veta att det kommer att behövas en annan typ av digital kompetens på framtidens arbetsmarknad. Trots det är det svårt att, utifrån de statistiska undersökningar som finns, avgöra hur detta kompetensbehov kommer att se ut i detalj. Maskiner kan antingen ersätta eller komplettera människor. Här visar den senaste forskningslitteraturen, genom att utmana tidigare statistiska undersökningar med mer detaljerade data, dels att det inte är hela yrken som automatiseras utan arbetsuppgifter dels att yrken som tillhör samma kategori kan bestå av väldigt olika kombinationer av arbetsuppgifter. Det står klart att både enklare manuella jobb och högkvalificerade tjänsteyrken riskerar att förändras kraftigt, men kunskapen om hur förändringen mer konkret kommer att se ut och hur den påverkar kompetensbehoven är däremot under uppbyggnad. Därför blir det tydligt att det behövs komplement som dels syr ihop observationer från olika studier – som denna rapport gör – dels kan erbjuda andra typer av kunskapsunderlag och på så vis bidra till en bättre helhetsförståelse.

Den andra stora policyutmaningen kopplad till digital transformation handlar om att skapa kunskapsunderlag som lyckas mäta och utvärdera politiska mål. Till att börja med gäller det att matcha indikatorer mot politiska mål så att man mäter rätt saker. Dessutom måste analysen utformas för att kunna utvärdera de konkreta målen i politiken på ett relevant sätt för att få vägledning om hur digitaliseringspolitiken fungerar och kan effektiviseras.

I regeringens digitaliseringsstrategi står att det övergripande digitaliseringspolitiska målet är att ”Sverige ska vara bäst i världen på att använda digitaliseringens möjligheter” (Regeringen, 2017, p. 10). För att kunna följa upp målet blir det viktigt inte bara att mäta hur svenska företag, myndigheter och organisationer använder digitala teknologier utan även att jämföra utvecklingen i Sverige med andra länder. Idag finns det till exempel inga indikatorer, i den offentliga statistiken, på AI och sakernas internet. Samtidigt har OECD i utvärdering av digitaliseringen i Sverige påpekat att det är just inom de mer avancerade digitala teknologiområdena som svenska företag inte presterar så bra (OECD, 2018). Med andra ord har vi i Sverige en blind fläck kopplad till några av de teknologier som potentiellt skulle kunna vara avgörande för att utvärdera digitaliseringsstrategins övergripande mål.

För att möta dessa två utmaningar arbetar Tillväxtanalys tillsammans med 35 nationer i OECD och mäter företagens digitala mognad. Med hjälp av svensk s.k. mikrodata analyseras hur varje enskilt företag samtidigt kombinerar olika digitala teknologier längs tre dimensioner.

1. **IKT-kompetenser:**
   a) Har anställda IT-specialister
   b) Har erbjudit IT-relaterad utbildning
   c) Har egna anställda som utför sju olika IT-funktioner

2. **Avancerade IKT-funktioner:**
   a) Har egen personal som utvecklar affärssystem
   b) Har egen personal som utvecklar webblösningar
   c) Har egen IT-säkerhetspersonal

3. **Webbmognad:**
   a) Har webbplats som tillåter kundanpassning samt spårning av beställningar
   b) Har annonserat på nätet

Både den första och den andra gruppen av indikatorer är särskilt intressanta för att ta reda på vilken digital kompetens företagen har idag och gör det dessutom möjligt att koppla digital kompetens till lönsamheten. Att företag med digital kompetens

skapar affärsnytta kanske inte förvånar, men det finns likväl ett värde i att kunna mäta och undersöka det.

När politiken ska ta sig an nya ämnesområden som inte är lika lätta att kvantifiera och mäta behövs en kombination av olika metoder. Många av de nya och spännande områden som diskuteras i den här rapporten mäts till exempel inte så bra i existerande statistik. Den tekniska utvecklingen går så snabbt att insamlingen av statistik har svårt att hänga med. Andra, mer kvalitativa, metoder öppnar även för större möjligheter att blicka framåt. Eftersom den tekniska utvecklingen går snabbt och det tar lång tid att ställa om utbildningsystemet blir det viktigt att försöka analysera vad som kommer att hända framgent. Ett av de fem delområdena i regeringens digitaliseringsstrategi är just digital kompetens. I strategitexten beskrivs två uttalat viktiga områden. Det första är ”modernisering av utbildningssystemet” och det andra är ”matchning av kompetens”. Regeringen skriver också att jobben ställer nya krav på digital kompetens hos arbetstagare inom i stort sett alla sektorer (Regeringen, 2017). För att få bättre kunskap om denna utveckling och för att utvärdera strategins antaganden om framtiden räcker det inte med statistik från förr.

För att politiska beslutsfattare ska få bättre kunskap om hur arbetsuppgifterna kommer att se ut i framtiden och vilken digital kompetens de kräver genomför Tillväxtanalys också ett s.k. framsynsprojekt (där denna rapport ingår som kunskapsunderlag) med sikte på att beskriva utvecklingen fem till tio år in i framtiden baserat på Delphi-modellen. Detta är ett sätt att komplettera och utvidga de empiriska studier som exempelvis bygger på statistisk analys. Det hela kan beskrivas som kartläggning av experters syn på mer omogna områden där graden av samsyn är låg och forskningsresultaten till viss del är motstridiga. Delphistudier är designade för att på bästa sätt få en grupp av experter, att oberoende av varandra, bidra till ett samlat och sammanhängande framtidsperspektiv. Målet med framsynen är att försöka fånga hur arbetsuppgifter gradvis förändras över de nästkommande fem till tio åren och utifrån detta beskriva hur det kan komma att se ut. Det vill säga inte bara vilka arbetsuppgifter som kommer att utföras om fem till tio år utan även själva förändringsresan.

I en framtid som präglas av strukturomvandling och ökad osäkerhet kan vi inte enbart förlita oss på gamla sätt att bygga prognoser och utvärdera förändring. Det behövs nya kunskapsunderlag som förmår att fånga både verkligheten och politikens mål.

Referenser

AMD. (2018), Digital Transformation: What Is New If Anything? *Academy of Management Discoveries*, Call for papers, 4(3), 378-387. doi:10.5465/amd.2018.0103

Calvino, F., & Criscuolo, C. (2019), Business dynamics and digitalisation. OECD Policy paper, No. 62. doi:doi:https://doi.org/10.1787/6e0b011a-en

Regeringen (2017), *För ett hållbart digitaliserat Sverige –en digitaliseringsstrategi.*

5 – Avslutande diskussion och policyimplikationer

5.1 Flytta fokus från intelligens till lärande

En av de kanske mest begränsande faktorerna i samhällsdebatten om artificiell intelligens i skrivande stund är att AI beskrivs utifrån en antropocentrisk definition av intelligens – AI mäts i andelar av mänsklig intelligens. Det antyder redan från början att målet med AI är att utveckla ett substitut för mänsklig intelligens, vilket i sin tur förstärker bilden av att relationen mellan maskin och människa är ett nollsummespel – om maskinen vinner förlorar människan. Problemet med detta är att intelligens beskrivs utifrån en endimensionell skala. Det förutsätter att en av parterna i jämförelsen – maskin eller människa – är strikt bättre än den andra på alla tänkbara vis. En så enkel rangordning av intelligens rimmar illa med verkligheten. Till exempel kan en delfins eller en bläckfisks intelligens inte bara beskrivas som kvantitativt mindre än en människas – de skiljer sig kvalitativt från en människas inte minst på grund av hur de uppfattar och interagerar med sin omvärld.

Det är därför mer realistiskt att tänka sig intelligens som en flerdimensionell egenskap, vilket betyder att mänsklig intelligens bara är en av många olika typer av intelligenser som uppstår i avvägningen mellan de olika dimensionerna. Att jämföra en brädspelande AI med en mänsklig motspelare framstår plötsligt som en jämförelse mellan äpplen och päron. Deepminds AI AlphaGo var bevisligen bättre på att spela go än den världsledande go-spelaren Lee Sedol, men det betyder inte att den är mer intelligent. Till exempel är en mänsklig go-spelare väsentligt mer energieffektiv än AlphaGo, vilket betyder att AI:n i fysikalisk mening utför mer arbete än människan när de spelar mot varandra. Skillnader i sensoriska egenskaper, avvägningar i tids- och energiåtgång samt processen för att omvandla indata till utdata är alla exempel på avvägningar som påverkar intelligensens kvalitativa egenskaper.

En följd av detta är att jämförelser mellan olika typer av intelligenser blir beroende av den aktivitet som de jämförs utifrån. Det blir möjligt att säga att en typ av intelligens var bättre på att spela ett brädspel än en annan. Det blir också möjligt att ställa upp påståenden av typen ”för att klara av att spela go krävs intelligens, alltså

är AlphaGo intelligent".[35] Problemet med detta är att vad vi egentligen menar när vi pratar om intelligens på det viset är förmågan att utföra en viss typ av uppgift – något vi kan konstatera efter att det har hänt. Detta blir inte minst tydligt när gränsen för intelligens förskjuts i takt med att maskiner kan utföra allt fler uppgifter, eftersom människor slutar att betrakta uppgifterna som ett mått på intelligens när de rutiniseras.

För att förstå AI-utvecklingen och dess påverkan på arbetsmarknad och kompetensbehov är det inte i första hand relevant huruvida AlphaGo är bättre än Lee Sedol på go eller om Deep Blue är bättre än Kasparov på schack. Vad som spelar roll är hur maskiner och människor *skiljer sig åt* i hur de spelar go respektive schack. Det är denna insikt som ligger till grund för de kentaurspelare Garry Kasparov såg framför sig efter att ha blivit besegrad av Deep Blue 1997 – ett samarbete mellan maskinens förmåga att räkna på stora mängder möjliga drag och människans strategiska intuition. Framtidens arbete handlar, som de båda AI-forskarna Fredrik Heintz och Niklas Lavesson också påpekar i sina essäer i föregående kapitel, inte om människa *eller* AI utan människa *och* AI – ett samarbete mellan olika typer av intelligens. Däremot skiljer sig Heintz och Lavesson åt i *hur* de tycker att människan ska samarbeta med AI. Det är inte en fråga om intelligens utan om fördelningen av kognitivt arbete.

Medan Heintz betonar vikten av att lära sig tänka som en dator och lära sig att programmera (datalogiskt tänkande) understryker Lavesson istället vikten av att framhäva den del av det mänskliga tänkandet som skiljer sig från datorer och AI – det unikt mänskliga. Som så ofta ligger sanningen antagligen någonstans däremellan, men kontrasten mellan deras två perspektiv visar på ett viktigt sätt att det behövs en balans mellan att träna mänsklig kognitiv kapacitet och att lära sig använda den kognitiva kapacitet som finns i AI-verktyg. Det senare kan inte utan vidare ersätta det förra. Tvärtom finns det kanske skäl att jämte diskussioner om datalogiskt tänkande och programmering lyfta motsvarande diskussion om de bildningsideal – kopplade till ämnen som retorik, filosofi och logik – som i det moderna utbildningssystemet har kokats ned till mätbara mål om att kunna läsa, skriva och räkna.

Människor har under lång tid använt verktyg för att förenkla och förpacka problemlösning i moduler – du behöver inte veta allt om hur en motorsåg fungerar för att kunna använda den till att fälla träd snabbare än någon med en vanlig såg. Detta blir särskilt tydligt i det fenomen som kallas illusionen om förklaringsdjup (the illusion of explanatory depth), som visar att individer tror sig förstå mer om

35. Det är den typen av resonemang som ligger till grund för Turingtestet, i vilket en maskin betraktas som intelligent om en mänsklig observatör genom dialog inte kan skilja den från en annan människa.

hur komplexa fenomen och apparater fungerar – även sådana som de använder regelbundet – än vad de gör när de ombeds att faktiskt förklara dem (Rozenblit och Keil, 2002). Att tekniken, som Clive Thompson skriver i föregående kapitel, gör människor smartare betyder inte att de behöver veta hur tekniken fungerar för att kunna *agera* smartare med hjälp av den. Vi blir inte intelligentare, men vi kan utföra en större bredd av kognitivt arbete effektivare.

Inom AI-utvecklingen blir tillämpningar av maskininlärning och djupinlärning, som hanterar allt mer komplexa indata, till följd av detta mer svårgenomträngliga för en mänsklig observatör. Det indikerar att det framtida samarbetet mellan människa och maskin kommer att vara symbiotiskt – båda parter drar nytta av varandras komparativa fördelar för att bli effektivare tillsammans men ingen besitter hela deras gemensamma kognitiva arbetskapacitet. AI-verktyg blir mer anpassningsbara och kan användas inom fler tillämpningsområden om människor tar över de uppgifter som maskinen har svårt för. På samma vis kan människor – liksom schackets kentaurer – dra nytta av datorers beräknings- och analyskapacitet för att arbeta effektivare eller utföra nya typer av uppgifter. Digital teknik och AI-verktyg ökar också möjligheterna att fördela arbete mellan fler människor som på så vis kan ta sig an och lösa större och svårare problem än någon av dem hade kunnat på egen hand.[36]

Båda dessa relationer – mellan människa och maskin respektive mellan människor – gör det möjligt att organisera kognitivt arbete som en motvikt till ökad komplexitet. Nicklas Berild Lundblad skriver i sin essä i föregående kapitel om behovet av mer arbetskraft för att möta det behov som följer med den snabbt växande komplexiteten i ekonomi och samhälle. Med samma typ av argument kräver problem av ökande komplexitet mer kognitivt arbete, vilket i sin tur kräver att arbetet fördelas på fler aktörer. Med andra ord är det inte bara mängden arbetskraft som spelar roll utan även hur den organiseras, vilket Berild Lundblad också antyder i sin diskussion om behovet av institutioner för att främja arbetsuppgiftsinnovation, det vill säga innovation av hur arbete kan organiseras för att möta komplexitet på ett effektivt vis. I praktiken motsvaras detta kanske bäst av entreprenörskap som utgör en viktig källa för experiment med nya organisations- och arbetsformer i ekonomin (Klepper, 2015).

Detta stämmer även överens med det ökade fokus på personliga egenskaper och förmågor som syns både på dagens arbetsmarknad och i prognoser över framtidens kompetensbehov. Om det inte längre är tillräckligt att dela upp arbete i så små problem att människor kan lösa dem individuellt och oberoende av varandra så

36. Vilket ibland beskrivs som kollektiv intelligens.

kommer framtidens arbete i stor utsträckning att präglas av hur man löser problem tillsammans med maskiner och andra människor – kognitivt samarbete.

Det är till syvende och sist inte intelligens, utan lärande, som står i centrum för utvecklingen. En större andel icke-rutinbaserat arbete och samarbete med lärande maskiner och andra människor, tillsammans med en snabb teknologisk utveckling, bidrar till högre krav på anpassningsförmåga och flexibilitet – det vill säga löpande lärande. Det handlar inte nödvändigtvis om att alla behöver gå en högskolekurs per termin – det är inte ens säkert att det är rätt typ av lärande för alla. Snarare handlar det om att hela arbetslivet i större grad bygger på lärande som omfattar både små anpassningar och större förändringar i hur man arbetar eller vad man arbetar med. Framtidsutmaningen ligger i hur människor och maskiner kan lära sig bättre tillsammans.

5.2 Policyimplikationer

Vad betyder allt detta i praktiken för framtidens arbete och kompetensbehov? För det första pekar allt vi vet idag på att människors arbete, allt annat lika, kommer att bli mer kognitivt krävande. Med rutiniseringshypotesen följer att alla typer av arbetsuppgifter som inte automatiseras i någon mån är icke rutinbaserade och därmed kräver mer anpassningsförmåga – icke rutinbaserat manuellt arbete kräver till exempel mer kognitiv ansträngning än rutinbaserat manuellt arbete.

För det andra handlar framtidens kompetensbehov med stor sannolikhet inte bara om att lära sig arbeta med den nya tekniken, utan även om att utveckla sina mänskliga kognitiva förmågor – kanske kan man tala om ett renässansideal för informationssamhället. Dagens utbildningssystem står inför en stor utmaning i att balansera dessa två typer av kompetenser. Därför kan det också tyckas missvisande att tala om framtidens kompetensbehov i termer av digitala färdigheter eller kompetenser eftersom det i huvudsak betonar det som i kapitel 3 beskrivs som tekniska specialistkompetenser och möjliggörande kompetenser, men inte de kompletterande icke tekniska kompetenserna.

För det tredje kommer framtidens arbete och kompetensbehov präglas av ett kontinuerligt lärandebehov. Rutiniseringshypotesen pekar implicit på ett ökat behov av lärande just för att människors arbete i högre grad kommer att präglas av icke rutinbaserade uppgifter som kräver anpassningsförmåga och flexibilitet. Dessutom utvecklas maskinernas lärande (även om de lär sig på andra vis) på ett sätt som löpande kommer att påverka organiseringen av arbete i ekonomin inom överskådlig framtid. En konsekvens av detta är att det kommer att bli relevant att skilja de kompetensbehov som förändras snabbt från de som förändras långsammare – en möjlig hypotes är att de kompetenser som har med mänskliga kognitiva förmågor att göra förändras i långsammare takt än de som har med specifika tekniska tillämpningar att göra.

Detta kommer också att ställa nya typer av krav på tillgången till olika former av utbildnings- eller träningsmöjligheter under arbetslivets olika skeden. Frågan är hur det kan förväntas påverka det befintliga utbildningsystemet, liksom arbetsgivare och villkoren på arbetsmarknaden. Den genomsnittliga distributionen av utbildning under ett arbetsliv har under lång tid huvudsakligen varit koncentrerad till åren före arbetslivets början eller tidigt i karriären – genomsnittsåldern för att ta ut sin första högskoleexamen i Sverige är ungefär 28 år, högst i OECD.

Den utveckling som beskrivs i denna rapport är en del av en omfattande strukturomvandling som kommer att ha stor påverkan på både utbildningssystem och arbetsmarknad. Vilka delar av framtidens kompetensbehov kan tillgodoses med nuvarande utbildningsinstitutioner? Vilka kan det inte? Hur påverkar och påverkas den av befintliga arbetsmarknadsregleringen av AI-utvecklingen och omorganiseringen av arbete? I ljuset av detta är den kanske viktigaste implikationen för politiska beslutsfattare att det finns behov av ett helhetsperspektiv på utvecklingen inom dessa två områden och hur den påverkar relationen mellan dem. Därför bör regeringen tillsätta en utredning som organiseras gemensamt av Utbildningsdepartementet och Arbetsmarknadsdepartementet med uppdrag att kartlägga behov och förutsättningar för framtidens utbildning, arbete och ett lärande arbetsliv.[37] Syftet med utredningen är att utifrån en öppen frågeställning undersöka flera frågor som förändras samtidigt och påverkar varandra.

En sådan utredning kan med fördel ta inspiration av det tyska Arbetsmarknads- och Socialdepartementet som parallellt med arbetet med Industrie 4.0 under ett flertal år har genomfört utredningen Work 4.0 för att kartlägga påverkan på och förutsättningarna för ett gott arbetsliv (Gute Arbeit). Vad som är anmärkningsvärt med den tyska utredningen är att man startade med en bred medborgar- och partsdialog för att samla information och data, identifiera relevanta frågor och problem men också för att bemöta reell oro och motverka ogrundade farhågor.[38] Utredningen avgränsades inte av förväntningar inför arbetet, utan av vad som kom fram under arbetets gång och utredningen fick därmed också en kunskapskoordinerande funktion. Därefter baserades de fortsatta utredningsarbetet på de problem som identifierats i det första delprojektet och rapporterades i ett white paper 2017.[39] En utredning av detta slag skulle kunna samla och väga olika typer av reformförslag och policykombinationer mot varandra för att ge en välbehövlig helhetsbild både av hur framtidens

37. Riksdagens Arbetsmarknadsutskott lät 2017 ta fram ett kunskapsunderlag om framtidens arbetsmarknad som lyfter flera relevanta ämnen för en sådan utredning: https://www.riksdagen.se/globalassets/06.-utskotten--eu-namnden/arbetsmarknadsutskottet/au-forskningsfragor/rapport-arbetsmarknad-arbetsliv-digitala-eran.pdf
38. https://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/DE/PDF-Publikationen/arbeiten-4-0-green-paper.pdf;jsessionid=1A0E6F422D0A7603809886934DFECD3A?__blob=publicationFile&v=2
39. https://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/EN/PDF-Publikationen/a883-white-paper.pdf?__blob=publicationFile&v=3

utbildningsväsende och arbetsliv borde se ut och vad som krävs för att uppnå det. Arbetet skulle exempelvis kunna inkludera, men inte begränsas till, frågor rörande:

- Hur ska digitaliseringen av grund- och gymnasieskola utformas för att balansera behovet av å ena sidan teknikrelaterade kompetenser som datalogiskt tänkande och å andra sidan ett växande behov av andra, icke tekniska, kognitiva förmågor – hur skulle grund- och gymnasieskola se ut om de skapades idag?
- Lärarutbildningens utformning, lärares kompetensutveckling samt lärarnas förutsättningar att driva och utveckla utbildningen i grund- och gymnasieskola på ett sätt som stämmer överens med dagens och morgondagens kompetensbehov.
- Utformningen av antagningssystem, studiestödssystemet och fribeloppsgränsen för att öka möjligheten att påbörja eller återvända till högskolestudier under hela arbetslivet.
- Möjligheten för studenter på universitet och högskolor att sätta ihop unika utbildningspaket med en huvudinriktning (major) och en kompletterande inriktning (minor), likt det amerikanska examenssystemet, för att öka flexibiliteten och mångfalden av inriktningar inom den högre utbildningen.
- Förändring i efterfrågan på specifika kompetenser och skillnader i förändringstakt mellan olika typer av kompetensbehov på arbetsmarknaden. Vilka kompetensbehov kan universitet och högskolor tillgodose och vilka behöver bemötas på andra vis?
- Förenklad validering av olika typer av utbildning på arbetsmarknaden, exempelvis genom ett öppen blockkedjelösning. Hur förenklar man för arbetsgivare att sätta en enskild kurs från en högskola i relation till en MOOC från EdX eller Coursera?
- Villkor och förutsättningar för, samt behov av, kompetensutveckling under arbetslivets olika skeden.
- Förutsättningar för social rörlighet på framtidens arbetsmarknad samt vilken roll utbildning kan spela för att främja rörlighet.
- Utformning av arbetslöshetsförsäkring och A-kassa som betonar kompetensutveckling, exempelvis genom att öka möjligheten att studera medan man söker jobb.

Vidare bör Näringsdepartementet och Arbetsmarknadsdepartementet gemensamt utforma underlag och avgränsningar för ett löpande datainsamlingsuppdrag till SCB relaterat till omorganiseringen av arbete i ekonomin, implementeringen av nya teknologier och företagens kompetensförsörjning. Som Irene Ek mycket riktigt påpekade i sin essä i föregående kapitel är det varken möjligt att studera den pågående digitaliseringen och användningen av AI-teknik eller utvärdera politik som ska främja utvecklingen om man inte har tillgång till relevanta data. Ek betonade exempelvis att de indikatorer som används för att mäta digitalisering i Sverige nästan helt exkluderar näringslivet, vilket riskerar att ge en minst sagt missvisande bild.

Näringsdepartementet bör utöver detta få i uppgift att etablera ett observatorium för nya affärsmodeller som arbetar med att löpande samla in data och bygga kunskap om omorganiseringen av arbete och framväxten av nya typer av affärsmodeller i ekonomin. Observatoriet bör också ha en funktion för att samla in information från marknadens aktörer om flaskhalsar, motsättningar och potentiellt inaktuella regelverk som oavsiktligt hämmar utvecklingen av nya affärsmodeller eller arbetsformer. Detta arbete har redan påbörjats i och med Vinnovas satsning på smart policyutveckling och policylabb samt regeringens kommitté för teknologisk innovation och etik (KOMET), men kan med fördel utvidgas och utvecklas i framtiden för att bygga bredare kunskap om strukturomvandling och identifiera framtida reformbehov. Observatoriets data och kunskapsbyggande utgör också en viktig resurs för policyanalyser och forskning.

Till sist bör regeringen införa en rätt för företag att göra avskrivningar för investeringar i humankapital på motsvarande vis som det görs avskrivningar för investeringar i fysiskt kapital. Detta är ett reformförslag som tidigare har förts fram både från arbetsgivarhåll av Almega och från fackligt håll av Unionen.[40] En sådan reform handlar i första hand om att jämställa investeringar i materiella tillgångar och kompetens, vilket i sin tur bidrar till att främja lärande genom kompetensutveckling.

40. Almega: https://www.almega.se/skattereduktion-for-foretags-kompetensinvesteringar/
Unionen: https://www.unionen.se/filer/broschyr/unionens-politiska-plattform-kompetensutveckling-kompetensutveckling-framgang-och

REFERENSER

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017), *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets* (No. w23285). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018), A*rtificial Intelligence, Automation and Work* (No. w24196). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019a), *The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand* (No. w25682). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019b), *Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor* (No. w25684). National Bureau of Economic Research.

Adermon, A., & Gustavsson, M. (2015a), Job Polarization and Task-Biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975–2005. *The Scandinavian Journal of Economics*, 117(3), 878-917.

Adermon, A., & Gustavsson, M. (2015b), Teknisk utveckling och jobbpolarisering. SNS Analys, (28).

Andersson, M. (2018), "Globala värdekedjor, konkurrenskraft och löner", rapport 4 i serien Lönens inverkan på Sveriges internationella konkurrenskraft, Svenskt Näringsliv, december 2018.

Andersson, M., Larson, J.P., Wernberg, J. (2017), "Närhet och nätverk – Urbaniseringens roll utanför storstäderna", rapport publicerad av Fastighetsägarna Syd.

Andreessen, M. (2011), Why software is eating the world. *The Wall Street Journal*, 20(2011).

Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016), The risk of automation for jobs in OECD countries.

Autor, D. H. (2013), *The" task approach" to labor markets: an overview* (No. w18711). National Bureau of Economic Research.

Autor, D. (2014), *Polanyi's paradox and the shape of employment growth* (Vol. 20485). Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.

Autor, D. H. (2015), Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.

Acemoglu, D., & Autor, D. (2011), Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of labor economics* (Vol. 4, pp. 1043-1171). Elsevier.

Autor, D. H., & Handel, M. J. (2013), Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of Labor Economics*, 31(S1), S59-S96.

Autor, D. (2014), *Polanyi's paradox and the shape of employment growth* (Vol. 20485). Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.

Avent, R. (2016), *The wealth of humans: Work, power, and status in the twenty-first century*. St. Martin's Press.

Benzell, S. G., Kotlikoff, L. J., LaGarda, G., & Sachs, J. D. (2015), *Robots are us: Some economics of human replacement* (No. w20941). National Bureau of Economic Research.

Boden, M. A. (2016). *AI: Its nature and future*. Oxford University Press.

Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995), General purpose technologies 'Engines of growth'?. *Journal of econometrics*, 65(1), 83-108.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014), *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.

Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018), *The impact of artificial intelligence on innovation* (No. w24449). National Bureau of Economic Research.

Daugherty, P. R., & Wilson, H. J. (2018), *Human+ machine: reimagining work in the age of AI*. Harvard Business Press.

Domingos, P. (2015). *The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. Basic Books.

Ensmenger, N. L. (2012), *The computer boys take over: Computers, programmers, and the politics of technical expertise*. Mit Press.

Falck S, Snickars F, Westlund H (2019), *Kunskapsförsörjning och kompetensmatchning av höguthildade: En skånsk fallstudie*. Centre for Entrepreneurship and Spatial Economics. Jönköping International Business School. Arbetsmaterial. Kommande publicering.

Frey, C. B., & Osborne, M. (2013), *The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation*.

Goldin, C. D., & Katz, L. F. (2009), *The race between education and technology*. harvard university press.

Graetz, G., & Michaels, G. (2015), *Robots at work: the impact on productivity and jobs* (No. 447). Centre for Economic Performance, LSE.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009), Job polarization in Europe. *American economic review*, 99(2), 58-63.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014), Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *American Economic Review*, 104(8), 2509-26.

Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E., & Nelson, C. (2000), Clinical versus mechanical prediction: a meta-analysis. *Psychological assessment*, 12(1), 19.

Greiff, S., Jaster, C., Kretzschmar, A. & Mainert, J. (2015), Learning to Lifelong Learn. Thematic Report, proceedings of LLLight'in'Europe research project. Retrievable at: www.lllightineurope.com/publications

Grundke, R., Marcolin, L., & Squicciarini, M. (2018), Which skills for the digital era?: Returns to skills analysis. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, 2018(9), 0_1-37.

Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S., & Woessmann, L. (2015), Returns to skills around the world: Evidence from PIAAC. *European Economic Review*, 73, 103-130.

Heckman, J. J., & Kautz, T. (2013), *Fostering and measuring skills: Interventions that improve character and cognition* (No. w19656). National Bureau of Economic Research.

Heintz, F. (2018), "Litteraturöversikt på området artificiell intelligens", Underlag till ramprojektrapport "Hur kan staten främja användandet av digitaliseringens möjligheter i näringslivet?", Tillväxtanalys 2018/011.

Heyman, F., Norbäck, P. J., & Persson, L. (2016), Digitaliseringens dynamik–en ESO-rapport om strukturomvandlingen i svenskt näringsliv. *Rapport till Expertgruppen för studier i offentlig ekonomi*, 4.

Hidalgo, C. (2015), *Why information grows: The evolution of order, from atoms to economies*. Basic Books.

Holzer, H. (2015), *Job market polarization and US worker skills: A tale of two middles. Economic Studies*, The Brookings Institution.

Kahneman, D., & Egan, P. (2011), *Thinking, fast and slow* (Vol. 1). New York: Farrar, Straus and Giroux.

Kasparov, G. (2017), *Deep Thinking: Where Machine Intelligence Ends and Human Creativity Begins*. PublicAffairs.

Kelly, K. (2017), *The inevitable: understanding the 12 technological forces that will shape our future*. Penguin.

Keynes, J. M. (1963), Economic possibilities for our grandchildren. In *Essays in Persuasion*, New York: W.W.Norton & Co., 1963, pp. 358-373.

Klepper, S. (2015). *Experimental capitalism: the nanoeconomics of American high-tech industries*. Princeton University Press.

Kommerskollegium (2016), "The Servicification of EU Manufacturing – Building competitiveness in the Internal Market", Rapport 2016:4.

van Laar, E., van Deursen, A. J., van Dijk, J. A., & de Haan, J. (2017), The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review. *Computers in human behavior*, 72, 577-588.

Levy, F., & Murnane, R. (2004), The new division of labour. *Massachusetts Benchmarks*, 7(1).

McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2017), *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. WW Norton & Company.

McKinsey (2017), "A future that works: AI, automation, employment, and productivity". *McKinsey Global Institute Research*, 2017.

McKinsey (2018), "Skill shift: Automation and the future of the workforce". McKinsey Global Institute, McKinsey & Company 2018.

Murnane, R. J., & Levy, F. (1996), *Teaching the New Basic Skills. Principles for Educating Children to Thrive in a Changing Economy*. Free Press, 1230 Avenue of the Americas, New York, NY 10020.

Nedelkoska, L., Patt, A. (2015), Job Complexity and Lifelong Learning. Thematic Report, proceedings of LLLight'in'Europe research project. Retrievable at: www.lllightineurope.com/publications

Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018), Automation, skills use and training. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 202.

OECD (2016a), "Skills for a digital world", Policy brief on the future of work, December 2016. Retrievable at https://www.oecd.org/els/emp/Skills-for-a-Digital-World.pdf

OECD (2016b), Skills Matter: Further Results from the Survey of Adult Skills, OECD Skills Studies, OECD Publishing, Paris. http://dx.doi.org/10.1787/9789264258051-en

OECD (2018), Artificial intelligence in society.

Polanyi, M. (1966), The logic of tacit inference. *Philosophy*, 41(155), 1-18.

Polson, N., & Scott, J. (2018), AIQ: *How People and Machines are Smarter Together*. St. Martin's Press.

Rozenblit, L., & Keil, F. (2002). The misunderstood limits of folk science: An illusion of explanatory depth. *Cognitive science*, 26(5), 521-562.

SCB (2018), "Arbetskraftsbarometern 2018: Vilka utbildningar ger jobb? Siffror & statistik + löner", rapport utgiven av Statistiska Centralbyrån (SCB).

Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Dieleman, S. (2016), Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484.

Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., ... & Chen, Y. (2017), Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354.

Smith, A. (1994), *Den osynliga handen: Adam Smith i urval*. Översättning av Lagerberg, D. Ratio.

Susskind, R. E., & Susskind, D. (2015), *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press, USA.

Swedsoft (2018), "Den osynliga infrastrukturen – En kartläggning av mjukvarans roll och behovet av mjukvarukompetens i svenska företag", rapport publicerad av Swedsoft.

Tinbergen, J. (1974), Substitution of graduate by other labour. *Kyklos: international review for social sciences*.

Tillväxtanalys (2017), Digital mognad i svenskt näringsliv. Rapport 2017:02.

Tillväxtanalys (2019), Digital kompetens - en framsyn. Opublicerat manuskript.

Thompson, C. (2013), *Smarter than you think: How technology is changing our minds for the better*. Penguin.

Wernberg, J. (2018), "Går allt verkligen fortare? – Teknologisk förändring, entreprenörskap och experiment" i S*wedish Economic Forum Report 2018: Navigera under osäkerhet – Entreprenörskap, innovationer och experimentell*

policy, Martin Andersson och Johan Eklund (red), Entreprenörskapsforum 2018.

Wernberg, J., Andersson, M. (2017), "State of the Digital Region 2017: Exploring Automation, Education and Learning in the Baltic Sea Region", report published by Top of Digital Europe, Microsoft and Baltic Development Forum.

Wiederhold, S., (2015), Macroeconomic Growth and Lifelong Learning. Thematic Report, proceedings of LLLight'in'Europe research project. Retrievable at: www.lllightineurope.com/publications

Wissner-Gross, A. (2017), "Data sets over Algorithms" i *Know this – Today's most interesting and important scientific ideas, discoveries and developments*, Brockman, J. (ed), HarperCollins Publishers, New York.

WEF (2016), "The Future of Jobs – Employment, skills and workforce strategy for the fourth industrial revolution", Global Challenge Insight Report, World Economic Forum, January 2016.

WEF (2018), "Future oh jobs report 2018", Insight report, Centre for the new economy and society, World Economic Forum, 2018.

Hur ser arbetsmarknad och kompetensbehov ut i kölvattnet av digitalisering, artificiell intelligens och automatisering? I *Människor, maskiner och framtidens arbete* kartläggs drivkrafterna bakom arbetsfördelningen mellan människa och maskin, samt hur de kan påverka framtidens kompetensbehov. Den utveckling som beskrivs i rapporten är en del av en omfattande strukturomvandling med betydande påverkan på både utbildningssystem och arbetsmarknad. Författaren lyfter även ett antal policyförslag som betonar vikten av ett politiskt helhetsgrepp för att ta vara på såväl mänsklig som artificiell arbetskraft.

Rapporten är författad av Joakim Wernberg, forskningsledare Entreprenörskapsforum, och innehåller även fem essäer av Nicklas Berild Lundblad, Clive Thompson, Fredrik Heintz, Niklas Lavesson och Irene Ek som belyser rapportens frågeställningar ytterligare.

ENTREPRENÖRSKAPS FORUM 25 1994–2019

WWW.ENTREPRENORSKAPSFORUM.SE