Rapport 2026:17

Strukturomvandligen och AI

En realtidsanalys av produktivitet, dynamik och ungdomars arbetsmarknadsinträde

Tillväxtanalys
Myndigheten för tillväxtpolitiska utvärderingar och analyser

Dnr: 2026/48
Myndigheten för tillväxtpolitiska utvärderingar och analyser
Studentplan 3, 831 40 Östersund
Telefon: 010 447 44 00
E-post: info@tillvaxtanalys.se
www.tillvaxtanalys.se
För ytterligare information kontakta: Magnus Gustavsson
Telefon: 010-447 44 08
E-post: magnus.gustavsson@tillvaxtanalys.se

Förord

Tillväxtanalys uppdrag är att utvärdera och analysera effekterna av statens insatser för en hållbar nationell och regional tillväxt. Vi ska också ge underlag och rekommendationer för utveckling, omprövning och effektivisering av politiken.

Digitalisering och artificiell intelligens (AI) har under lång tid stått högt på den ekonomisk-politiska dagordningen. Samtidigt som förväntningarna på ny teknik är stora råder betydande osäkerhet kring hur snabbt förändringarna sker och vilka konsekvenser de får för företag, arbetstagare och samhällsekonomin.

Under senare år har Tillväxtanalys genomfört ett flertal studier om digitalisering, artificiell intelligens, produktivitet och kompetensförsörjning. Studierna har bland annat visat att användning av avancerad digital teknik och AI ofta är förknippad med högre produktivitet, att kompetensförsörjning är en central förutsättning för att företag ska kunna ta tillvara teknikens möjligheter och att effekterna av teknisk utveckling kan skilja sig betydligt mellan olika företag, branscher och grupper på arbetsmarknaden (se t.ex. Tillväxtanalys 2023:19, 2023:04, 2023:02, 2022:08, 2020:02). Studierna har också visat att det finns ett behov av bättre kunskap om hur AI faktiskt påverkar svensk ekonomi.

Rapporten är den första inom ramen för ett samverkansprojekt mellan Tillväxtanalys och Uppsala universitet. Det övergripande syftet med projektet är att utveckla en löpande uppföljning av ekonomins omvandling så nära realtid som möjligt. Genom att följa utvecklingen över tid skapas bättre förutsättningar att tidigt identifiera om och när mer omfattande förändringar uppstår och därmed bidra till ett bättre kunskapsunderlag för framtida policyutveckling.

Rapporten är skriven av Oskar Nordström Skans och Leo Sokolow Romin, båda från Uppsala universitet. Författarnas arbete med rapporten är en del av AISCAF, finansierat av forskningsanslag från WASP-HS och ett anslag för samverkansforskning från Uppsala universitets samhällsvetenskapliga fakultet.

Magnus Gustavsson, enhetschef vid Tillväxtanalys, har varit projektledare. Författarna har dragit nytta av kommentarer från Marie Gartell, Andrei Gorshkov, Magnus Gustavsson, Lars Persson, Wojciech Szymczak, Tillväxtanalys interna och externa referensgrupper, samt deltagare vid olika seminarier inom Uppsala universitet.

Östersund september 2026

Sverker Härd,
Generaldirektör, Tillväxtanalys

Innehållsförteckning

Förord ... 2
Sammanfattning ... 4
Summary ... 6
1. Inledning ... 8
1.1 Aktuella registerdata gör det möjligt att studera omvandlingen ... 8
1.2 Tidigare forskning pekar på förändrade kompetensbehov och risker för unga 10
1.3 Våra analyser beskriver utvecklingen men fastställer inte orsakssamband ... 11
2. Data och definitioner ... 12
2.1 Analysen baseras på månadsdata från Skatteverket ... 12
2.2 Årsförändringar används för att fånga omvandlingen i ekonomin ... 12
2.3 Utbildningsuppgifter och studiemedel används för att identifiera nyutexaminerade ... 12
2.4 Företagsanalyserna omfattar privatfinansierade företag med minst sex anställda ... 13
3. AI-exponering ... 14
3.1 AI-exponeringen baseras på tidigare forskning ... 14
3.2 AI-exponerade individer använder AI betydligt mer ... 14
3.3 Företag grupperas utifrån hur AI-exponerade de är ... 15
4. Produktivitetsutvecklingen ... 19
4.1 Stora svängningar under och strax efter pandemin ... 19
4.2 Produktivitetstillväxten har olika komponenter ... 20
5. Arbetsmarknadsdynamiken ... 21
5.1 Flöden som procent av total sysselsättning ... 21
6. AI-exponerade utbildningar ... 24
6.1 Gradvis ökad ”AI-premie” i termer av månadsinkomst ... 24
6.2 Nyutexaminerade ... 25
7. Sammanfattning och diskussion ... 30
7.1 Ännu ingen omfattande strukturomvandling ... 30
7.2 Bygg beredskap inför en möjlig snabb strukturomvandling ... 31
Referenser ... 32

Sammanfattning

AI kan höja produktiviteten och förändra företagens behov av arbetskraft. Men det är osäkert hur stora förändringarna blir, hur snabbt de sker, vilka delar av ekonomin som påverkas, och vilka grupper som får svårast att anpassa sig. För att politiken ska kunna möta eventuella omställningsbehov behövs aktuell kunskap om utvecklingen.

I rapporten utvecklar vi en analysram för att löpande följa strukturomvandlingen i svensk ekonomi, med särskilt fokus på de delar som är mest exponerade för AI. Vi undersöker företagens produktivitetsutveckling, hur jobb och arbetstagare rör sig mellan företag samt hur arbetsinkomsterna utvecklas för personer med olika utbildningar. Analyserna är beskrivande och har inte ambitionen att belägga några orsakssamband. De bygger i nuläget på svenska registerdata från 2019 till juni 2026 men kommer att uppdateras i takt med att nya data blir tillgängliga.

Ännu inga tecken på en bred och snabb strukturomvandling

Resultaten visar inte någon bred och snabb strukturomvandling i den samlade ekonomin. Sysselsättningstillväxten i den AI-exponerade delen av ekonomin är fortsatt god. Arbetskraftens rörlighet är låg, särskilt i den AI-exponerade delen av ekonomin.

Produktiviteten mätt som prisjusterad försäljning per anställd har vuxit snabbare i de mest AI-exponerade företagen sedan 2023. Även arbetsinkomsterna bland anställda med mer AI-exponerade utbildningar har utvecklats något bättre än bland andra anställda.

Nyutexaminerade med AI-exponerade utbildningar har en sämre utveckling

För nyutexaminerade är bilden mer bekymmersam. Arbetsinkomsterna har utvecklats betydligt sämre för de som just tagit examen från AI-exponerade utbildningar relativt andra nyutexaminerade. Inkomsterna två år efter examen har sjunkit med ungefär 20 procent för de mest exponerade utbildningarna relativt de minst exponerade. Utvecklingen startade under 2023 och har fortsatt därefter.

Parallellt med detta har andelen nyutexaminerade som arbetar i de mest AI-exponerade företagen minskat med omkring 8 procentenheter sedan januari 2023. Denna minskning kvarstår när hänsyn tas till skillnader i utbildningsinriktning och ålder. Utvecklingen har tilltagit under första halvåret 2026.

Många av de berörda utbildningarna var tidigare förknippade med relativt höga inkomster. Nyutexaminerade med hög AI-exponering har därför generellt sett inte lägre inkomster än andra nyutexaminerade vid periodens slut. Det som är oroande är den försämrade utvecklingen, inte inkomstnivåerna.

Rapporten beskriver utvecklingen men fastställer inte orsakerna

En möjlig förklaring till de försämrade utfallen för inträdande ungdomar är att AI åtminstone i ett inledande skede framförallt används för att utföra enklare arbetsuppgifter som tidigare har erbjudit en väg in i arbetslivet för nyutexaminerade, en annan är att företagen undviker att anställa oerfaren personal under perioder av osäkerhet. Men rapporten kan inte fastställa att AI har orsakat utvecklingen. Även andra

förändringar kan ha betydelse, till exempel ökat distansarbete, och att fler tar examen från de mer AI-exponerade utbildningarna.

AI-exponering mäts via externa bedömningar som validerats med enkätdata

AI-exponeringen beräknas utifrån bedömningar av vilka arbetsuppgifter AI kan utföra i de yrken som olika utbildningar leder till. Företagen klassificeras sedan efter personalens utbildning. Måttet har ett tydligt samband med faktisk AI-användning uppmätt i enkätdata. Företagsanalyserna omfattar arbetsgivare med minst sex anställda i den privatfinansierade ekonomin. Individanalyserna omfattar hela ekonomin.

Politiken behöver följa utvecklingen och förbereda möjliga insatser

Analysramen gör det möjligt att följa utvecklingen i nära realtid, men ger ingen direkt fingervisning om hur framtiden kommer att se ut. Politiken bör dock parallellt med detta förbereda sig för hur de ska agera om data visar att omställningen blir så snabb och omfattande som vissa bedömare förväntar sig, så att det är möjligt att agera om eller när analyserna börja påvisa betydande störningar.

För att förbereda sig för en möjlig accelererande strukturomvandling bör man redan nu påbörja en mer detaljerad insamling av data och skyndsamt tillgängliggöra dessa för forskarsamhället – med bättre och mer tillgängliga data får vi bättre beslutsunderlag.

Slutligen kan det konstateras att utvecklingen för nyutexaminerade ungdomar från AI-exponerade utbildningar är tillräckligt oroande för att relevanta utbildningsanordnare bör påbörja ett arbete med att underlätta de berörda ungdomarnas inträde på arbetsmarknaden, trots att vi inte med säkerhet vet hur mycket av utvecklingen som beror på AI.

Summary

AI can raise productivity and change firms' demand for labour. But it is uncertain how large the changes will be, how quickly they will happen, which parts of the economy will be affected, and which groups will find it hardest to adjust. For policy to respond, we need up-to-date knowledge regarding how the economy is changing.

In this report we develop an analytical framework for continuously monitoring structural change in the Swedish economy, with particular attention to the parts most exposed to AI. We examine firms' productivity growth, how jobs and workers move between firms, and how labour earnings evolve for people with different educational backgrounds. The analyses are descriptive and do not aim to establish causal relationships. They are currently based on Swedish register data from 2019 to June 2026 but will be updated as new data become available.

No signs yet of broad and rapid structural change

The results do not show broad and rapid structural change in the economy as a whole. Employment growth in the AI-exposed part of the economy remains solid. Labour mobility is low, particularly in the AI-exposed part of the economy.

Productivity, measured as price-adjusted sales per employee, has grown faster in the most AI-exposed firms since 2023. Labour earnings among employees with more AI-exposed educational backgrounds have also developed somewhat better than among other employees.

Recent graduates from AI-exposed educational programmes are faring worse

For recent graduates, the picture is more worrying. Labour earnings have developed considerably worse for those who have just graduated from AI-exposed university programmes than for other recent graduates. Earnings two years after graduation have fallen by roughly 20 percent for the most exposed programmes relative to the least exposed. The decline began in 2023 and has continued since.

At the same time, the share of recent graduates working in the most AI-exposed firms has fallen by around 8 percentage points since January 2023. This decline persists after accounting for differences in field of study and age. The trend continues to be strong in the first half of 2026.

Many of the affected programmes were previously associated with relatively high earnings. Recent graduates with high AI exposure therefore do not, in general, have lower earnings than other recent graduates at the end of the period. The cause for concern is the deterioration more than the earnings levels.

The report describes developments but does not establish their causes

One possible explanation for the weaker outcomes among young labour market entrants is that AI, at least initially, may be used to replace humans in tasks that have previously offered recent graduates a way into working life. Another AI-related explanation is that firms may avoid hiring inexperienced staff during periods of uncertainty, in this case

potentially caused by AI. However, the report cannot establish that AI has caused these developments. Other changes may also play a role, such as increased use of remote work, which may suit experienced workers better, and an increase in the number of graduates from AI-exposed programmes.

AI exposure is measured using external assessments are validated against survey data

AI exposure is calculated from assessments of which tasks AI can perform in the occupations that different educational programmes lead to. Firms are then classified according to their employees' education. The measures are clearly correlated with actual AI use as recorded in survey data. The firm-level analyses cover employers with at least six employees in the privately financed economy. The individual-level analyses cover the entire economy.

Policymakers need to monitor developments and prepare possible measures

The analytical framework makes it possible to follow developments in near real time, but gives no direct indication of what the future will look like. In parallel, however, policymakers should prepare for how to act if future transitions are as rapid and extensive as some observers expect, so that they are able to respond if or when the analyses begin to reveal significant disruptions.

To better prepare for a possible acceleration of the rate of structural change it would be useful to collect more detailed data already now. It would also be useful if the data were made available to researchers without less delay – better and more accessible data give a better basis for decisions.

Finally, developments for recent graduates from AI-exposed programmes are worrying enough that the relevant education providers should begin work to ease these young people's entry into the labour market, even though we are not able to pin down exactly how much of recent developments are due to AI.

1. Inledning

AI är en brett användbar teknologi (en ”*general purpose technology”*) vilket gör att den potentiellt kan skapa effektivare produktionsprocesser inom många verksamheter.[1] Teknologin kan bidra till snabbare ekonomisk tillväxt och ökat materiellt välstånd. Samtidigt kan en snabb och bred implementering leda till betydande omställningsbehov, med utmaningar för både företag och arbetstagare.

Det är i nuläget högst osäkert hur stora AI:s effekter kommer att bli, hur snabbt effekterna kommer att uppstå, och exakt var i ekonomin utmaningarna kommer att bli som mest påtagliga. Trovärdiga scenarier pekar dock på att stora omställningsbehov *kan* uppstå väldigt hastigt (se, t ex Korinek och Suh, 2024). Därför finns det ett behov av att följa ekonomins omvandling i realtid. En utmaning är att den officiella arbetsmarknadsstatistiken endast bidrar med översiktliga lägesbilder samtidigt som den mer detaljerade registerstatistiken tillgängliggörs med betydande fördröjning.[2]

1.1 Aktuella registerdata gör det möjligt att studera omvandlingen

I denna rapport bidrar vi med ny och aktuell kunskap om svensk strukturomvandling. Vi beskriver den svenska ekonomiska utvecklingen från flera vinklar med hjälp av administrativa registerdata med syfte att ge en uppdaterad bild av strukturomvandlingen, månad för månad. Tanken är att visa hur den samlade ekonomin utvecklar sig och hur utvecklingen ser ut i de ekonomiska segment där AI bedöms ha störst direkt genomslag.

Analyserna kan bidra till en fördjupad förståelse för den generella utvecklingen i ekonomin, och samtidigt skapa en tydligare bild av hur förutsättningarna för AI-exponerade företag och arbetstagare förändras. De kommer att uppdateras i takt med att nya data görs tillgängliga för att skapa en ständigt aktuell representativ bild av den svenska ekonomins omvandling. Komplement och förebilder finns bland annat i USA (Stanford Digital Economy Lab och ADP Research, 2026) och Norge (Hernæs och Kostøl, 2026a) – och även i en svensk kontext finns en existerande analysram, som dock till skillnad från våra analyser i huvudsak baseras på utlysta lediga jobb (AI-Econ Lab, 2026)

Vi baserar våra analyser på administrativa registerdata med fullständig täckning och hög kvalitet. Dessa data studeras med hjälp av empiriska verktyg som utvecklats för att beskriva företagsdriven strukturomvandling i den tidigare litteraturen. Forskningen har visat att innovationer kan förändra produktionsprocesser inom företag, samtidigt som gamla jobb och företag kan ersättas av nya med andra kompetenskrav – en process av ”kreativ förstörelse” (Schumpeter, 1942; Aghion och Howitt, 1992). Historiskt sett har en stor del av den teknikdrivna produktivitetstillväxten skett genom att mindre produktiva enheter ersätts av mer produktiva (Salter, 1960; Foster m.fl., 2001). Denna process kan skapa stora omflyttningar av jobb och arbetstagare som inte märks i den aggregerade statistiken (Davis m.fl., 1996; Burgess m.fl., 2000) samtidigt som avkastningen på olika förmågor och utbildningar kan förändras (Deminng, 2017 och Edin m fl 2022). Effekterna

[1] Denna rapport är en sammanfattning av forskningsstudien Nordström skans och Sokolow Romin (2026) där en mer detaljerad beskrivning ges.

[2] Se Chetty m fl (2024) och Akerman m f. (2022) för motsvarande argument under covid-19-pandemin.

av en teknikdriven omvandling kan därför i ett inledande skede vara svår att upptäcka i den aggregerade statistiken.

Vi beskriver tre aspekter som tillsammans ger en bred bild av strukturomvandlingens anatomi när strukturomvandlingen drivs av teknologiska innovationer som påverkar företagens produktionsprocesser: *Produktivitetsutvecklingen* inom och mellan företag illustrerar var i ekonomin effektiviseringar sker. *Arbetsmarknadsflöden* ger en bild av hur snabbt jobb och arbetstagare rör sig mellan olika företag. Förändringar i den ekonomiska *avkastningen på specifika utbildningsinriktningar* beskriver hur efterfrågan på kompetenser förändras när nya teknologier ersätter eller fördjupar olika arbetsuppgifter. Vi beskriver dessa tre aspekter för hela den privatfinansierade delen av ekonomin, inklusive den del av ekonomin som består av helt nya företag.

Utbildningsbakgrund används för att identifiera AI-exponerade företag och individer

Våra analyser beskriver utvecklingen för den privata ekonomin i sin helhet, men vi strävar också efter att särskilt belysa de delar av ekonomin där AI är som mest direkt relevant. En stor del av arbetet med rapporten har därför fokuserat på att operationalisera hur man i svenska realtidsdata kan identifiera de delar av ekonomin där AI-implementeringen är som störst i ett inledande skede. Den ekonomiska forskningen på området har i allt väsentligt använt sig av två strategier som vi kombinerar i denna rapport. Den första tar utgångspunkt i bedömningar av vilka *arbetsuppgifter* AI kan utföra och hur vanliga dessa arbetsuppgifter är inom olika yrken (Felten m.fl., 2018; Eloundou m.fl., 2024; Engberg m.fl., 2024). Den andra strategin fokuserar på *enkätundersökningar* till individer eller företag som tillfrågas om de använder sig av AI (se t ex Yotzov m.fl., 2026; Bick m.fl., 2024, Humlum och Vestergaard, 2025, Bonin m fl 2026).

Med hjälp av existerande yrkesbedömningar beräknar vi den genomsnittliga AI-exponeringen för varje typ av utbildning som därefter aggregeras till företagsnivå baserat på företagens personalsammansättning. På så sätt identifierar vi både vilka individer som har AI-exponerade färdigheter och vilka företag som använder sig av AI-exponerade färdigheter i sin produktion. Med hjälp av representativa enkätundersökningar till både individer och företag visar vi sedan att strategi är empiriskt relevant för att predicera vilka individer som använder sig av generativ AI på jobbet, och vilka företag som använder sig av AI i sin verksamhet. Bedömningarna används sedan för att särredovisa hur strukturomvandlingen ser ut i de delar som är mer AI-exponerade.

Utvecklingen är relativt stabil men nyutexaminerades situation har försämrats

Resultaten för perioden fram till sommaren 2026 visar att vi för närvarande inte befinner oss i en period av kraftig strukturomvandling. Analyserna visar att produktivitetsutvecklingen är god men arbetskraftens rörlighet är relativt låg, särskilt i den AI-exponerade delen av ekonomin.

Den AI-exponerade delen av ekonomin växer och produktivitetstillväxten är särskilt god just i denna del av ekonomin. Inkomsterna bland de som arbetar i mer AI-exponerade delar av ekonomin har ökat något mer än genomsnittet samtidigt som de ekonomiska utfallen för nyutexaminerade personer i just dessa delar av ekonomin tydligt har

försämrats över tiden. Allt färre nyutexaminerade arbetar i den AI-exponerade delen av ekonomin.

Den samlade bilden är således att utvecklingen så här långt är relativt stabil samtidigt som vi redan nu ser utmaningar kopplade till ungas arbetsmarknadsutfall i AI-exponerade segment.

Analysramen gör det möjligt att löpande följa strukturomvandlingen

Analysramen gör det möjligt att följa utvecklingen löpande framöver för att identifiera om eller när stabiliteten ersätts av en snabbare teknikdriven strukturomvandling. Genom en kontinuerligt uppdaterad lägesbild blir det möjligt för beslutsfattare att på ett bättre sätt agera snabbt med adekvata åtgärder om och när det behövs. I rapporten ger vi en överblick av data och övergripande resultat. En mer detaljerad beskrivning av metoder och litteratur finns i den engelska versionen (Nordström Skans och Sokolow Romin, 2026).

1.2 Tidigare forskning pekar på förändrade kompetensbehov och risker för unga

Rapporten knyter an till en stor litteratur om hur AI och tidigare automatiseringsvågor påverkar företag och arbetstagare. Studier av industrirobotar och andra teknologiinvesteringar har påvisat att ny teknik har påverkat såväl företagens produktivitet som deras rekryteringar och kompetensbehov (se till exempel Graetz och Michaels, 2018; Alekseeva m.fl., 2021; Acemoglu m.fl., 2022; Babina m.fl., 2024). För Sverige finns en rad studier av tidigare teknikvågor, bland annat om jobbpolarisering (Adermon och Gustavsson, 2015), digitaliseringsdriven automatisering (Gardberg m.fl., 2020) och konsekvenserna av att vissa yrken krymper medan andra växer (Edin m.fl., 2023; Hensvik och Nordström Skans, 2023). Ett mindre antal nyare svenska studier har studerat AI specifikt, se bland annat Hellsten m.fl. (2025) och Lodefalk m.fl. (2026). En omfattande internationell forskningslitteratur med ursprung i Jacobson m.fl. (1993) har dessutom analyserat hur effekterna av att förlora jobbet skiljer sig åt mellan olika grupper av arbetstagare under olika marknadsförhållanden. Athey m.fl. (2026) ger en övergripande analys på svenska data. Denna litteratur visar att det är angeläget att identifiera vilka grupper som berörs av omställningen.

Mest tydligt relaterat till vår studie är en uppsättning analyser som beskriver hur efterfrågan på personal av olika senioritet i AI-exponerade yrken har förändrats sedan oktober 2022. Resultat från USA har pekat på ganska dramatiska fall i ungas sysselsättning i AI-exponerade yrken (Brynjolfsson m.fl., 2025) och på att företag som inför generativ AI minskar anställningarna av juniora medarbetare, framför allt genom färre nyrekryteringar (Hosseini och Lichtinger, 2025). En svensk studie visar på liknande mönster (Lodefalk m.fl., 2026), medan studier från Danmark, Finland och Norge finner lite olika resultat, med undantag för nyutexaminerade i de allra mest exponerade yrkena där resultaten är mer samstämmiga (Humlum och Vestergaard, 2025; Bonin m.fl. 2026, Kauhanen och Rouvinen, 2025, 2026; Hernæs och Kostøl, 2026b).

1.3 Våra analyser beskriver utvecklingen men fastställer inte orsakssamband

Vi vill redan här lyfta tre avgränsningar i rapporten:

- **Analyserna fastställer inte orsakssamband.** Vi beskriver hur ekonomin utvecklas och vilken roll den AI-exponerade delen av ekonomin spelar i denna utveckling. Resultaten visar däremot inte i vilken utsträckning AI har orsakat de förändringar vi observerar. Andra ekonomiska processer pågår i bakgrunden och kan påverka resultaten.
- **Tillgången till aktuella data begränsar analysen.** Uppdaterade uppgifter om arbetsinkomster och försäljning kombineras med registerdata som blir tillgängliga med större fördröjning. Den svenska yrkesstatistiken är inte heltäckande och publiceras för sent för att kunna användas i den löpande uppföljningen. Bättre och snabbare data skulle möjliggöra fler fördjupade analyser.
- **Rapporten omfattar inte alla delar av ekonomin.** Företagsanalyserna omfattar inte de allra minsta företagen eller den offentliga sektorn.[3] Individanalyserna omfattar däremot hela ekonomin.

Rapporten är den första studien inom ett samarbete mellan Tillväxtanalys och Uppsala universitet som inleddes under senvåren 2026. Vi har prioriterat att leverera en första uppsättning resultat utan fördröjning. Framöver är ambitionen att rapporten ska följas av fler studier där ytterligare aspekter och fler delar av ekonomin kommer att kunna analyseras.

[3] När vi analyser utfallen för individer och utbildningsinriktningar ingår dock alla delar av ekonomin.

2. Data och definitioner

Våra analyser använder administrativa registerdata som baseras på skatteinbetalningar för perioden januari 2019 till juni 2026.[4] Data levereras till Tillväxtanalys med ungefär ett kvartals fördröjning.

2.1 Analysen baseras på månadsdata från Skatteverket

Sedan 2019 ger alla svenska arbetsgivare månadsvisa rapporter till Skatteverket där det framgår vem som varit anställd var och hur mycket varje person har tjänat under denna månad. Vi använder dessa uppgifter för att beräkna antalet anställda per arbetsgivare och månad. En person betraktas som anställd av en arbetsgivare om denne tjänar vad som ungefär motsvarar en veckas heltidsarbete i ett lågt betalt arbete.[5]

Arbetsgivare rapporterar även in sin försäljning på månadsbasis till Skatteverket. Vi aggregerar försäljningsstatiken till kvartal eftersom vissa små företag rapporterar på kvartalsfrekvens och den rapporterade försäljningen dessutom kan variera kraftigt från månad till månad. Vi deflaterar därefter försäljningen med hjälp av nationalräkenskapernas prisindex som är tillgängliga på 2-siffrig branschnivå. Vi mäter produktivitet som prisjusterad försäljning per anställd under ett kvartal. Måttet påverkas av såväl företagsspecifika prisförändringar som förändrad kapitalintensitet. Därför ska det ska tolkas som *försäljningsbaserad arbetsproduktivitet* (revenue productivity) – det vill säga hur mycket intäkter ett företag genererar per anställd – och inte som ett traditionellt mått på total faktorproduktivitet (se Foster m.fl., 2008; Carlsson m.fl., 2016).

2.2 Årsförändringar används för att fånga omvandlingen i ekonomin

När vi beskriver produktivitetstillväxt och arbetsmarknadsflöden fokuserar vi på *skillnader jämfört med samma period föregående år*. Det gör att eventuella plötsliga nivåförändringar får fullt genomslag utan fördröjning samtidigt som vi hanterar säsongsvariationer på ett naturligt sätt.

Vi använder produktivitetsdata för att dela upp den genomsnittliga logaritmerade produktivitstillväxten med hjälp av metoder från Melitz och Polanec (2015). Dessa analyser beskriver produktivitetstillväxten jämfört med samma kvartal föregående år. På motsvarande vis använder vi arbetsmarknadsdata för att analysera flöden på arbetsmarknaden i enlighet med definitioner och mått från forskningslitteraturen om strukturomvandling och arbetsmarknadsflöden, se Davis m fl (1996) och Burgess m fl (2000). Dessa analyser beskriver hur företagens personalsammansättning har förändrats sedan samma månad föregående år.

2.3 Utbildningsuppgifter och studiemedel används för att identifiera nyutexaminerade

En central variabel i vår analys är personalens utbildning. Uppgifterna baseras på den senast tillgängliga versionen av SCB:s register LISA. Data beskriver vilken utbildning

[4] För mer detaljer kring data och definitioner, se Nordström Skans och Sokolow Romin (2026).

[5] Inkomstgränsen är satt till minst 5000 kronor i januari 2019 och därefter indexerat med hjälp av konjunkturlönestatistiken.

arbetstagare har varje år och den sista tillgängliga versionen avser slutet på 2024. Personernas specifika utbildningar sorteras i 97 olika utbildningsgrupper utifrån en kombination av nivå och inriktning som utformats av SCB.

För att identifiera nyexaminerade universitets- och högskolestudenter fokuserar vi på de som har ett uppdaterat senaste examensår på eftergymnasial nivå, som har haft studiemedel under något av de två föregående åren, och som inte har fullt studiemedel under examensåret. Användningen av studiemedel gör att vi i huvudsak fångar aktiva studenter som avslutar en heltidsutbildning utan att direkt fortsätta till vidare studier.

2.4 Företagsanalyserna omfattar privatfinansierade företag med minst sex anställda

Huvuddelen av vår studie baseras på arbetsgivare som har fler än 5 anställda. Vi studerar förändringar jämfört med föregående år och det räcker därför att företagen har fler än 5 anställda i en av mättidpunkterna, dvs antingen i start eller slutmånaden (eller kvartalet), vilket är i linje med tidigare flödesanalyser, t ex Burgess m.fl. (2000). För vår del behövs begränsningen även för att klassificeringen av företagens AI-exponering ska vara meningsfull. Vi avgränsar analysen till den privatfinansierade delen av ekonomin där den rapporterade försäljningen till Skatteverket är en relevant indikation på ekonomisk aktivitet. Vi exkluderar således sektorerna vård och omsorg, utbildning, offentlig administration. Vi exkluderar även finans, spel- och fastighetssektorerna där momsdata är mindre relevant. Vi refererar till alla kvarvarande arbetsgivare (organisationsnummer) i våra data som ”företag”. När vi studerar utfall för individer inkluderar vi alla delar av ekonomin. Där det kan uppstå oklarheten refererar vi till vårt urval av verksamheter med minst 6 anställda som ”privat sektor” till skillnad från hela ekonomin.

3. AI-exponering

En viktig del av vår analysram är definitionen av den AI-exponerade delen av ekonomin. För att kunna analysera strukturomvandlingen i relation till AI så behöver vi en heltäckande AI-indikator som kan appliceras på hela den privata sektorn, inklusive nya och mindre företag. Vi kombinerar därför tre huvudsakliga datakällor; bedömningar av AI:s förmågor relaterat till arbetsinnehållet i olika yrken, urvalsenkäter till anställda om de använder generativa AI-verktyg på jobbet, och urvalsenkäter till företag om de använder AI i sin verksamhet.[6]

Enkätundersökningarna har den tydliga fördelen att de är direkt relevanta, men de är baserade på relativt små urval och de är därför bättre lämpade för *validering* än för analys. Yrkesdata har å andra sidan nackdelen att de i Sverige, till skillnad från våra grannländer, varken rapporteras löpande eller är heltäckande.[7] Det gör att vi inte kan använda dem för att beskriva aktuell sysselsättning på ett meningsfullt sätt. Istället bygger vi vår klassificering utifrån utbildningsgrupper, via den yrkesfördelning som är typisk för varje utbildningsgrupp. När vi analyserar utfallen för individer har detta också en stor tolkningsmässig fördel. I många sammanhang är vi i slutändan intresserade av hur de ekonomiska utfallen för olika utbildningar förändras. Förändringar av vem som utför vilket yrke är också intressant, men om personerna är anpassliga behöver inte yrkesförändringar ha någon betydande inverkan på inkomsterna (se t ex Liu, 2025). När det gäller utbildningsfrågor är det därför oftast centralt att påvisa om de som tar examen från en särskild utbildning har fallande inkomster.

3.1 AI-exponeringen baseras på tidigare forskning

Vår ansats utgår från en bedömning av varje yrkes ”AI-exponering” med hjälp av data från Eloundou m fl (2024). Vi använder denna källa eftersom den är en standardreferens i litteraturen om AI:s effekter på arbetsmarknaden. Den del av artikeln vi lutar oss på använder ChatGPTs egna bedömningar av vilka uppgifter AI kan utföra, bedömningar som sedan aggregeras till yrkesnivå. Bedömningarna är redan några år gamla, men som vi visar nedan har de fortfarande empirisk relevans. Vi överför bedömningarna från yrken till utbildningsgrupper via den utbildningsspecifika yrkesfördelningen under 2019. Aggregeringen följer samma logik som används för att aggregera arbetsuppgifter till yrkesnivå i Eloundou m fl (2024) och andra studier. Slutligen klassificerar vi *företagens* exponering genom att aggregera de anställdas exponering till företagsnivå via företagens aktuella personalsammansättning.

3.2 AI-exponerade individer använder AI betydligt mer

Vi använder enkätdata för att validera våra klassificeringar. Resultaten visas i figur 1 nedan. Den samlade slutsatsen är att individer som har en AI-exponerad utbildning också använder generativ AI på jobbet i betydligt större utsträckning än andra anställda,

[6] Enkäterna är ”befolkningens IT-användning” och ”företagens IT-användning”, båda utförda av SCB som en del av Eurostats harmoniserade statistik.

[7] Yrkesdata samlas inte in tillsammans med de månatliga skatteinbetalningarna utan baseras istället på en årlig urvalsundersökning som täcker en stor del av arbetskraften men en liten del av de privata företagen eftersom den i huvudsak insamlas från stora organisationer. Det går att dessa data ger en bra övergripande bild av den historiska yrkessammansättningen, men inte kan bidra till en aktuell förståelse av situationen på arbetsmarknaden.

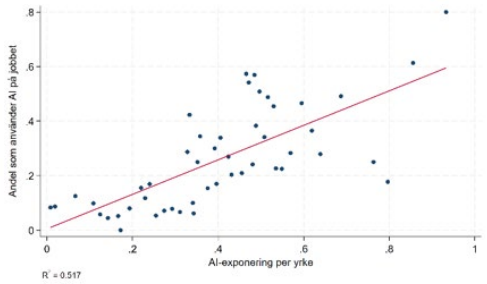
samtidigt som företag som bedöms vara AI-exponerade via sina anställdas utbildningssammansättning i betydligt större utsträckning använder AI i sin verksamhet.

I panelerna på vänster sida av figur 1 visar vi först relationen mellan exponering på yrkesnivå och faktisk användning av generativ AI på arbetet, och på höger sida visar vi motsvarande relationer för utbildningsgrupper istället för yrken. På den första raden (panel a och b) ser vi hur sambandet ser ut på individnivå och resultaten visar att variationen i exponering förklarar ungefär 75 procent av variationen i faktisk AI-användning på arbetet under 2025. Relationen är tydlig oavsett om vi använder yrken eller utbildningsgrupper. Relationen är något starkare på utbildningsnivå, vilket kan bero på att aggregeringen till utbildningsgrupper leder till reducerad mätosäkerhet. På den andra raden (panel c och d) relaterar vi istället individens användning av AI till *kollegornas* AI-exponering. Även här ser vi en väldigt stark positiv relation vilket innebär att det finns en tydlig arbetsplatskomponent som predicerar om man använder AI på arbetet, och att denna komponent kan fångas väl av vårt utbildningsbaserade företagsexponeringsmått. På den nedersta raden visar vi slutligen hur personalsammansättningen relaterar till företagens användning av AI inom sin verksamhet under 2025. Även här är relationen väldigt tydlig vilket illustrerar att företag som anställer personer som har en AI-exponerad utbildning betydligt oftare säger sig använda AI i sin verksamhet.

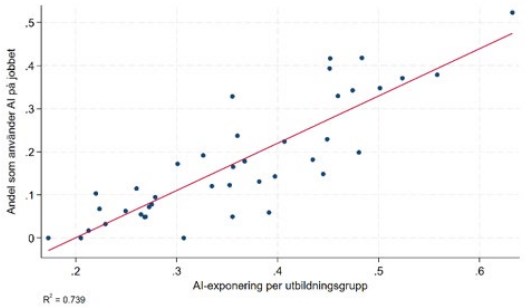
3.3 Företag grupperas utifrån hur AI-exponerade de är

I våra företagsanalyser används klassificeringen för att gruppera företag. Vi fokuserar på att särredovisa företag i den mest AI-exponerade fjärdedelen, viktat efter antal anställda. Vi definierar avgränsningen utifrån 2019 års data och klassificerar varje företag beroende på hur det ser ut vid varje given mättidpunkt för att säkerställa att vi klassificerar nya företag på exakt samma sätt som gamla företag. Detta spelar dock väldigt liten roll i praktiken – nästan alla företag som överlever under hela vår analysperiod och som klassificeras som AI-exponerade med hjälp av sysselsättningsdata för 2019 klassificeras också som AI-exponerade under 2026.

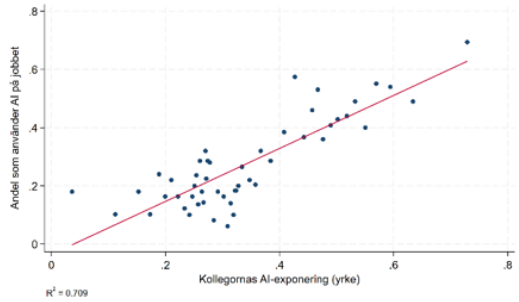
Figur 1 AI-exponeringsmåtten är nära knutna till faktisk AI-användning



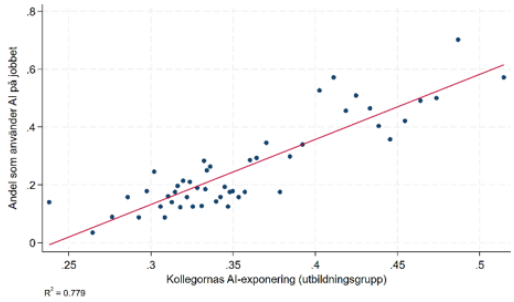
a) AI-exponering (yrken) och AI-användning



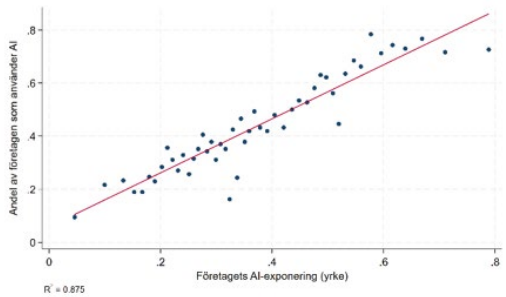
b) AI-exponering (utbildning) och AI-användning



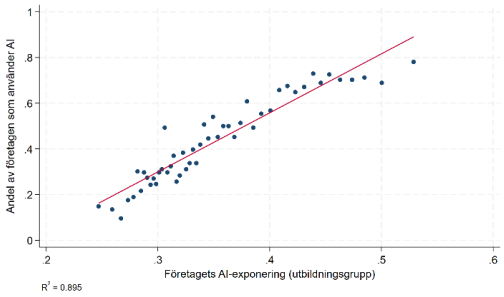
c) Kollegors AI-exponering (yrken)och egen AI-användning



d) Kollegors AI-exponering (utbildning) och egen AI-användning



e) Företags AI-exponering (yrken) och AI-användning



f) Företags AI-exponering (utbildning) och AI-användning.

Not: Figuren relaterar AI-exponering beräknad från Eloundou m fl (2024) på yrkes och utbildningsnivå till faktisk AI-användning. Data på utbildningsgruppsnivå är aggregerat från yrkesnivå baserat på yrkesstatistiken för 2019. Individens AI-användning är baserat på data från en fråga om personen använder generativ AI på arbetet i undersökningen "Befolkningens IT-användning" 2025. Data på företagens AI-användning är baserat på fråga till företagen om de använder AI i sin verksamhet från "Företagens IT-användning" 2025.

I realiteten spelar det heller ingen roll för företagsklassificeringen att vi använder oss av utbildningsgrupper istället för yrken. En förklaring är att vi oftast fångar precis samma företag med de två definitionerna. Dessutom kan noteras att vår klassificering tenderar att fånga upp skillnader i exponering mellan företag även inom detaljerade branscher (3-siffernivå). Slutligen kan noteras att vi även har analyserat en optimerad kombination av olika existerande mått, inklusive det mått som utvecklats av Engberg m fl (2024) och som använts i många tidigare svenska studier. Den slutliga klassificeringen av utbildningar och företag är dock väldigt robust. En naturlig utveckling framöver är dock att fortsatt

följa träffsäkerheten hos olika mått och uppdatera vår exponeringsklassificering i takt med att analyserna uppdateras.

Sammantaget är vår bedömning en uppdelning av ekonomin utifrån utbildningsinriktningars AI-exponering i nuläget är en adekvat strategi för att identifiera de delar av ekonomin där AI spelar en betydelsefull roll.

Exponerade anställda har höga inkomster och är välutbildade

Tabell 1 visar skillnader i egenskaper mellan fyra olika grupper av företag, var och en definierad som en fjärdedel av arbetstagarna under 2019. Den högsta klassen är den del av ekonomin som vi kommer att referera till som den ”AI-exponerade delen av ekonomin”. Tabellen visar att de mest exponerade företagen har fler sysselsatta i storstäderna, att utbildningsnivån är högre, att lönerna är högre, och att dessa företag betydligt oftare finns inom tjänstesektorn. Eftersom de anställda ofta har hög utbildning är andelen anställda som är väldigt unga också lägre än genomsnittet. Noterbart är att de egenskaper som är överrepresenterade i de AI-exponerade företagen enligt tidigare forskning genomgående är förknippade med en god anpassningsförmåga (Athey m fl, 2026). Oron för omställningsproblem i samband med AI-omställningen handlar därför inte om att de grupper som förväntas påverkas har särskilt svårt att ställa om, utan oron baseras helt risken för att *omfattningen och hastigheten* i omställningen kan skapa problem.

Tabell 1 De mest AI-exponerade företagen finns i storstädernas tjänstesektor och de anställer högutbildad personal med höga månadsinkomster.

	Q1 (låg)	Q2	Q3	Q4 (hög)
Företagsstruktur				
Andel av total sysselsättning (%)	25,0	25,0	25,0	25,0
Antal företag	32 605	15 361	13 107	14 011
Genomsnittlig företagsstorlek	19,0	38,8	45,4	41,5
Median företagsstorlek	8,8	10,7	10,2	11,2
Storstadsregion (%)	25,1	37,4	47,5	64,6
Kunskapsintensiva tjänster (%)	1,7	2,1	5,7	59,7
Tillverkningsindustri (%)	21,3	27,4	22,7	12,1
Exportandel av omsättning (%)	7,9	22,1	27,1	35,4
Arbetskraft				
Genomsnittlig lönesumma per månad (SEK)	27 917	27 664	29 148	44 575
Högskoleutbildade (%)	14,7	24,1	37,2	74,0
Unga (<35 år) (%)	41,8	47,8	50,0	36,2
Nyexaminerade (%)	0,19	0,48	0,89	2,32
Validering — AI-användning				
Genomsnittlig utbildningsbaserad exponering	0,280	0,318	0,353	0,436
Genomsnittlig yrkesbaserad exponering	0,225	0,287	0,369	0,544
AI-användning i produktionen (företag) (%)	21,1	35,3	45,8	67,3
AI-användning i arbetet (individ) (%)	9,4	14,9	22,2	50,4
LLM-användning i hemmet (individ) (%)	26,0	31,6	37,2	52,0

Not: Tabellen visar data för 2019 uppdelat på företagens AI-exponering, beräknat utifrån AI-exponeringen i de anställdas utbildningsgrupp. I data ingår företag med minst 6 anställda i den privatfinansierade delen av ekonomin. Varje företag ingår en gång med den sista tillgängliga observationen under året. De fyra grupperna är definierade så att de innehåller lika många anställda. Gränserna hålls konstanta när senare årgångar klassificeras. Individer och företags AI-användning är baserade på de senast tillgängliga versionerna av befolkningens IT-användning respektive företagens IT-användning (2025).

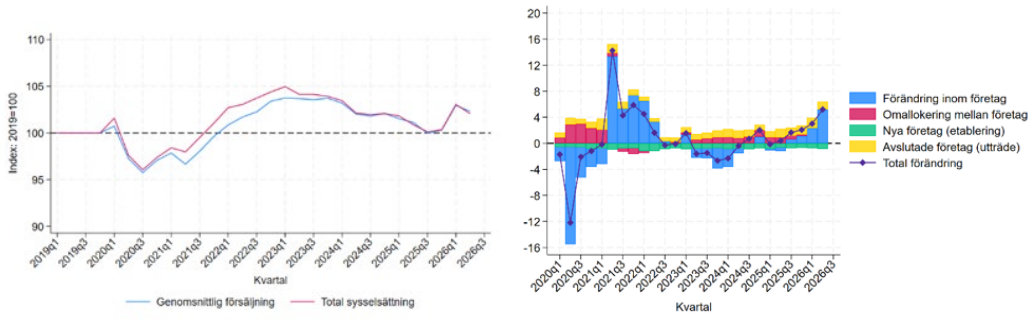
4. Produktivitetsutvecklingen

Den första av våra tre analysdelar berör företagens produktivitet. En teknologidriven strukturomvandling kan leda till att arbetsproduktiviteten snabbt ökar inom de delar av ekonomin som kan dra nytta av den nya teknologin. Det kan ske genom att existerande företag blir mer produktiva, genom att gamla företag slås ut i konkurrens med nya mer produktiva företag som använder den nya tekniken, eller genom omflyttning av personal mellan företagen.

4.1 Stora svängningar under och strax efter pandemin

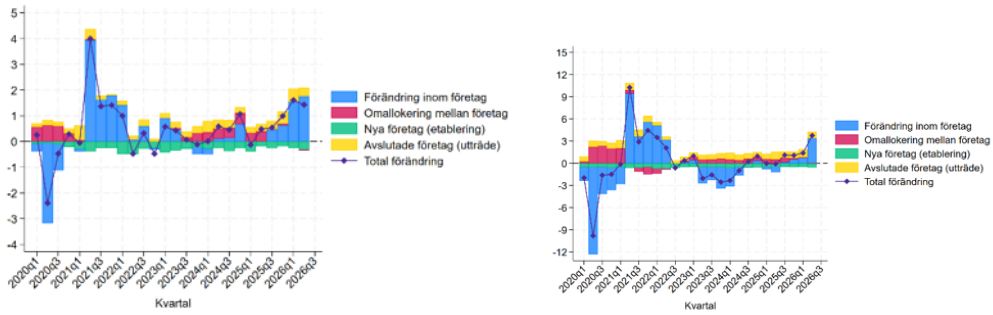
Som noterades i dataavsnittet mäter vi företagens produktivitet genom försäljning per anställd, deflaterat med branschvisa prisindex. Innan vi diskuterar produktivitetstillväxten visar vi i figur 2a visar vi hur *genomsnittlig försäljning* har utvecklats i svenska företag mellan januari 2019 och juni 2026. I samma figur visar vi tillväxten av den totala sysselsättningen i privata företag. I början av vår dataperiod påverkas statistiken av de stora svängningarna i samband med COVID-19 pandemin. Pandemiperioden kan ses som ett referensvärde för hur statistiken beter sig under perioder med kraftiga ekonomiska störningar och i den kontexten är det tydligt att den senare perioden är förknippat med en betydligt lugnare utveckling. Det kan dock noteras att försäljningen har ökat kraftigt under den allra senaste mätperioden.

Figur 2 Produktivitetstillväxten har varit snabbare i den AI-exponerade delen av ekonomin.



a) Genomsnittsförsäljning och sysselsättning

b) Dekomponering av produktivitetsförändring, hela ekonomin.



c) Dekomponering av produktivitetsförändring, AI-exponerade företag

d) Dekomponering av produktivitetsförändring, övriga ekonomin

Not: figuren visar sysselsättningsviktad genomsnittlig tillväxt i logartimerad företagsproduktivitet relativt samma kvartal föregående år. Sysselsättningsvikterna är symmetriska, dvs samma vikt på start- och slutår. Panel a) visar sysselsättningsviktad genomsnittlig logartimerad produktion samt total sysselsättning har utvecklat sig. Panel b visar uppdelning i tillväxtens fyra komponenter såsom definieras i texten. Panel c visar utvecklingen för den mest

AI-exponerade delen av ekonomin så som definierat i texten. Panel d visar motsvarande utveckling för den övriga ekonomin. Vikterna är konstanta i panelerna vilket innebär att panel b visar summan av panel c och d.

4.2 Produktivitetstillväxten har olika komponenter

I figur 2b dekomponerar vi företagens produktivitetstillväxt. I linje med Melitz och Polanec (2015) noterar vi att företagens genomsnittliga produktivitet kan växa av fyra olika statistiska orsaker: Existerande företag kan börja *sälja mer per anställd* (”Förändring inom företag”), mer av sysselsättningen kan *flyttas till de mer produktiva företagen* (”Omallokering mellan företag”), företag som tillkommer kan vara *mer produktiva än de redan existerande* (”Nya företag (inträde)”) och företag som slutar producera kan vara *mindre produktiva än de som fortsätter* (”Avslutade företag (utträde)”). Var och en av komponenterna kan antingen ha ett negativt eller ett positivt bidrag – till exempel är produktiviteten i nya företag (i ett initialt skede) ofta lägre än i existerande företag, vilket gör att nyföretagandet i allmänhet bidrar negativt till genomsnittsproduktiviteten på kort sikt.

Stabilare utveckling i slutet av perioden, med ökning sista kvartalet

Figur 2b visar att utvecklingen under den senare delen av dataperioden är relativt stabil, med gradvis ökande produktivitetstillväxt. Det senaste kvartalet har försäljningen ökat ganska kraftigt – och denna förändring har nästan uteslutande skett genom en förbättring av försäljningen inom existerande företag.

Betydande bidrag från AI-exponerade företag

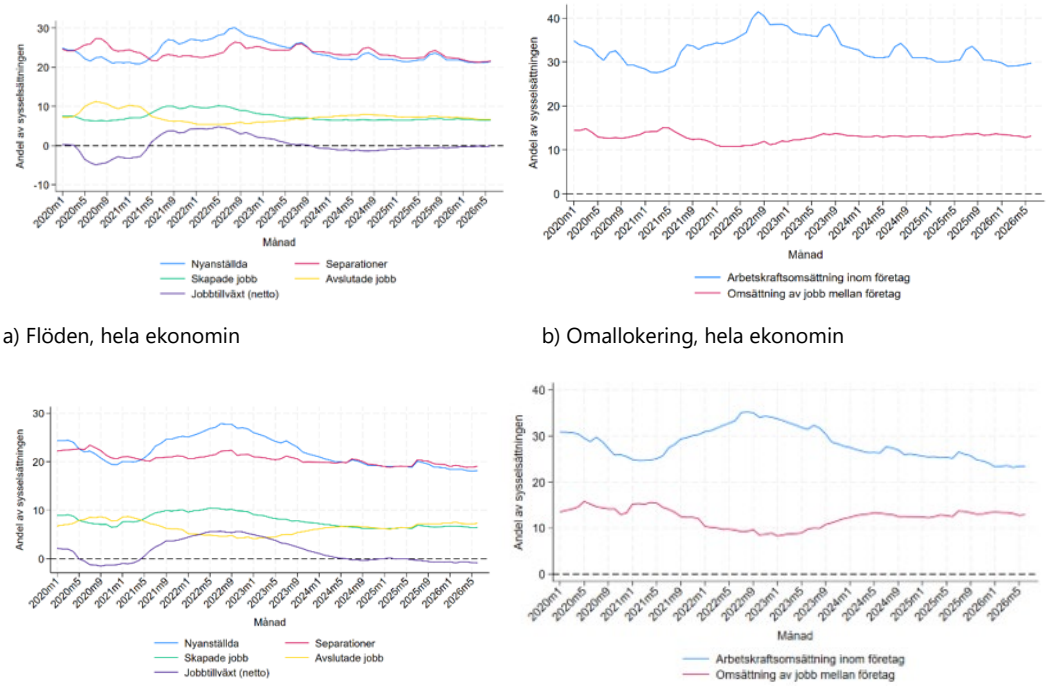
På den nedre raden visar vi hur den mest AI-exponerade delen av ekonomin har bidragit till den samlade tillväxten. Vi visar bidraget från den AI-exponerade delen av ekonomin i figur 2c och, som en kontrast, utvecklingen i den övriga ekonomin i figur 2d. Summan av dessa två delar är den samlade produktivitetsutvecklingen (dvs figur 2b). Överlag visar data att produktiviteten vuxit betydligt fortare inom den AI-exponerade delen av ekonomin sedan 2023 när generativ AI blev allmänt tillgänglig. Den AI-exponerade fjärdedelen av ekonomin har bidragit med större delen av den totala produktivitetstillväxten under de flesta mättidpunkterna från 2023 och framåt. Viktigt att komma ihåg är dock att resultaten inte ska tolkas som att AI måste vara den drivande faktorn – andra ekonomiska processer påverkar också dessa siffror. Noterbart är också att det, under det allra sista kvartalet sker en stor ökning av produktiviteten även i andra företag (2d), vilket är en intressant utveckling som får följas framöver.

I början av perioden uppstod produktivitetsökningen i det AI-exponerade segmentet framför allt av omstrukturering – både i form av utflöde av mindre produktiva företag och överflyttning av arbetskraft till de mer produktiva företagen, samtidigt som inflöde av nya företag drog ner den genomsnittliga tillväxten. Mot slutet av perioden beror istället mer av tillväxten på ökad produktivitet inom existerande företag.

5. Arbetsmarknadsdynamiken

Den andra delen av vår analysram beskriver dynamiken på arbetsmarknaden. Flödena är intressanta eftersom de direkt beskriver hur många jobb – och hur många personer – som flyttar mellan olika företag varje månad. Innovationsdriven strukturomvandling kan innebära att företag i allt snabbare takt justerar såväl hur många anställda de vill ha som vilka typer av kompetenser de behöver, något som kan skapa ökade flöden på arbetsmarknaden. Många av farhågorna kring anpassningsproblem i samband med AI-omställningen fokuserar just på att förändringar i efterfrågan på arbetskraft kan göra att många arbetstagare behöver hitta nya arbetsgivare, en process som kan bli besvärlig om en berör för många personer på en gång.

Figur 3: Nyanställningar varierar mer än separationer och jobbflöden, alla flöden har planat ut.



a) Flöden, hela ekonomin

b) Omallokering, hela ekonomin

c) Flöden, AI-exponerade företag

d) Omallokering, AI-exponerade företag

Not. Figuren visar flöden på arbetsmarknaden. Flödena är beräknade som antalet nyanställda, separationer, skapade jobb och avslutade jobb sedan samma månad föregående år. Alla flöden är delade med symmetriska sysselsättningsvikter, dvs genomsnittet av antal sysselsatta i start och slutår. Panel A visar de totala flödena för hela ekonomin. Panel B visar hur mycket av total omflyttning av arbetskraften som består av att vissa företag växer samtidigt som andra krymper (omallokering mellan företag) samt hur mycket som beror på att personer byts ut inom företag (arbetskraftsomsättning inom företag). Panel C och D repeterar analyserna för den mest AI-exponerade delen av ekonomin.

5.1 Flöden som procent av total sysselsättning

För att beskriva dynamiken på arbetsmarknaden använde vi oss av en etablerad uppsättning definitioner, med utgångspunkt i Davis m fl (1996):

- **Jobbskapande** är summan av alla positiva sysselsättningsförändringar på företagsnivå

- ***Avslutade jobb*** är summan av alla negativa sysselsättningsförändringar på företagsnivå.
- **Nyanställningar** är summan av alla anställda som *inte* fick lön från samma företag ett år tidigare,
- **Separationer** är summan av alla personer som fick lön från samma företag ett år tidigare men som *inte längre* är anställda.

Sysselsättningstillväxten kan antingen beräknas som skillnaden mellan jobbskapande och jobbförstörelse eller som skillnaden mellan antalet anställningar och antalet separationer. Alla flödena normaliseras divideras med den genomsnittliga sysselsättningen i start- och slutperioden och anges således i procent.

Måtten gör det möjligt att fånga omstrukturering som inte syns i den samlade sysselsättningen. Om vissa företag skapar jobb samtidigt som andra avslutar lika många jobb är den totala sysselsättningen oförändrad. Arbetskraft har ändå omfördelats mellan företagen. Det kallar vi **omallokering mellan företag**.

Rörligheten kan vara ännu större eftersom företag kan ersätta personal utan att ändra antalet anställda. När en person lämnar och en annan anställs i samma företag uppstår ett arbetskraftsflöde, men ingen förändring i antalet jobb. Detta kallar vi **arbetskraftens rörlighet utöver vad omallokeringen kräver**.

Dynamiken har planat ut efter pandemin

Sammantaget visar resultaten att flödena på arbetsmarknaden har planat ut betydligt i relation till de kraftiga svängningarna under och efter COVID-19 pandemin. Som visas i figur 3a är sysselsättningstillväxten i den samlade (privatfinansierade) ekonomin är nära noll mot slutet av perioden.

Gradvis nedgång i hur många som lämnar sina arbeten

Överlag är det tydligt att variationerna över tiden är betydligt mindre vad gäller separationer medan nyanställningar, jobbskapande och avslutade jobb varierar mer (figur 3a). En delförklaring är sannolikt att anställda blir mer återhållsamma med att självmant byta jobb under perioder när arbetsmarknaden är svag. Över tiden har dock både andelen separationer och nyanställda minskat något, och i slutet av perioden har båda fallit med ungefär 3 procentenheter relativt hur det såg ut innan pandemin.

Personalen rör sig mindre än innan pandemin

I figur 3b visar vi graden av omallokering, dvs flöden som flyttar arbetskraft mellan företag utan att den totala sysselsättningen förändras. Mot slutet av perioden ser vi att mer av flödena på arbetsmarknaden drivs av omallokering mellan företag, medan arbetskraftens rörlighet inom företagen i stället sjunker. Skalan påverkas av de stora svängningarna under pandemin och det faktum att det är fler nyanställda och separationer under sommarmånaderna men arbetskraftens rörlighet är i slutet av perioden ungefär fem procentenheter lägre än vad den var under den korta mätperiod vi hade före pandemin medan omallokeringen mellan företag är mer stabil (minskat med en procentenhet). Förändringen av arbetskraftens rörlighet från 35 till 30 procent innebär att den minskat med en sjättedel sedan januari 2019 och dessa flöden är i nuläget nästan lika låga som under den djupaste pandemikrisen.

Förändringar mer påtagliga inom den AI-exponerade delen av ekonomin

De nedre figurerna (panel c och d) fokuserar på den AI-exponerade delen av ekonomin. Riktningen på förändringarna liknar de vi såg för hela ekonomin – men alla förändringar är större. Framförallt har arbetskraftens rörlighet minskat ännu mer. Minskningen är 7,5 procentenheter från ett utgångsvärde på 31 procentenheter före pandemin. Denna typ av rörlighet är nu lägre än under de djupaste pandemimånaderna. Omallokeringen av *jobb* är å andra sidan nästan oförändrad relativt perioden före pandemin. Det innebär att en allt större del av rörligheten på den AI-exponerade delen av arbetsmarknaden sker i form av förändrad sysselsättning på företagsnivå. En möjlig förklaring till att personalrörligheten har fallit särskilt mycket bland dessa företag är att den frivilliga rörligheten brukar minska när osäkerheten är stor.

En AI-omställning utan stora flöden

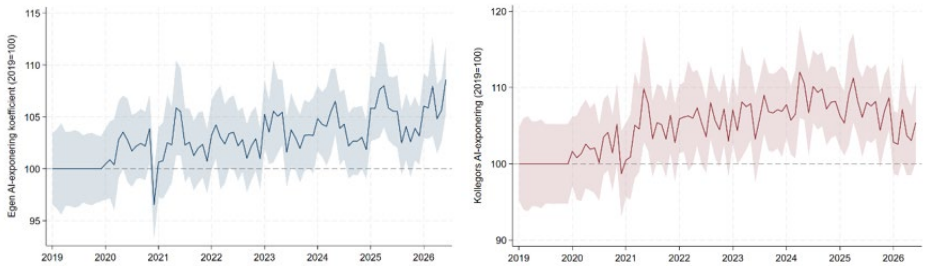
Sammantaget ser vi inga tecken på större omvälvningar på arbetsmarknaden. Snarare visar data på en period av mycket återhållsam individuell rörlighet, särskilt inom det mest AI-exponerade segmentet. Resultaten tyder därför på att den ökade AI-användningen – så här långt – inte resulterat i en omvälvande omställningsprocess på arbetsmarknaden i stort.

6. AI-exponerade utbildningar

Vårt tredje och avslutande fokusområde är arbetsmarknadsutfallen för personer med AI-exponerade utbildningar. Om AI förändrar efterfrågan på olika kompetenser kan förändringarna väntas bli särskilt tydliga bland personer med AI-exponerade utbildningar, vilka vi redan visat leder till jobb där generativ AI är särskilt vanligt förekommande. Vi beskriver därför hur relationen mellan utbildning och inkomst har förändrats över tiden – med särskilt fokus på AI-exponerade utbildningar.

Det exponeringsmått vi använder är fast definierat för varje utbildningsgrupp. Analysen fångar således hur inkomsterna utvecklas i takt med att den fixerade AI-exponeringen går från att vara en teoretisk möjlighet till faktiskt användning på svenska arbetsplatser (se även Brynjolfsson m.fl., 2025, för en liknande ansats). Att personal med AI-exponerade utbildningar faktiskt använder generativ AI på jobbet visades i figur 1 ovan.

Figur 4: Något mer positiv inkomstveckling för de AI-exponerade – via egen utbildning eller kollegors utbildning.



a) Skattad inkomstpremie av egen AI-exponering b) Skattad inkomstpremie av kollegors AI-exponering

Not: Panel A och B visar månatliga regressionskoefficienter av den logaritmerade lönesumman på den egna, respektive kollegornas, AI-exponering sett till utbildningsbakgrund. Panel A visar att avkastningen av att ha en AI-exponerad utbildning har ökat något sedan 2019. Det samma gäller för panel B, där vi även kontrollerar för den egna utbildningen. Båda modeller kontrollerar för kön och ålder.

6.1 Gradvis ökad ”AI-premie” i termer av månadsinkomst

Vi visar först hur relationen mellan AI-exponering på utbildningsnivå och anställdas månadsinkomster har utvecklat sig i figur 4a. För varje månad gör vi en separat ekonometrisk analys av relationen mellan utbildningens AI-exponering och anställda individers månadsinkomster. De ekonometriska modellerna kontrollerar för betydelsen av kön, ålder, och om den egna utbildningen är på universitetsnivå.

Estimaten som redovisas i figur 4a kan ses som skattningar av förändringar i en ”AI-premie”, dvs den extra månadslönen anställda med en mer AI-exponerad utbildning har relativt andra anställda. Skattningarna är normaliserade med 2019 års nivå för att förändringarna ska vara tydliga, men i bakgrunder döljs att sambandet genomgående är tydligt positivt, dvs AI-exponerade utbildningar är förknippade med betydligt högre löner än andra utbildningar under hela perioden.

Tidstrenden visar att lönepremien för personer med AI-exponerade utbildningar gradvis ökar, men i långsam takt. Skattningarna innebär att månadsinkomsten för de mest

exponerade utbildningarna i genomsnitt har ökat med ungefär en till två procent relativt de minst exponerade.[8]

Viss avmattning i av inkomstpremien för de som arbetar på en AI-exponerad arbetsplats

I panel b visar vi skattningar som isolerar relationen mellan månadsinkomster och *kollegornas* AI-exponering. Här har de ekonometriska modellerna för varje månad rensat bort betydelsen av den egna precisa utbildningsgruppen (97 kategorier), ålder och kön. Analyserna ska ses i ljuset av den starka relationen mellan kollegornas exponering och AI-användning vi visade i figur 1.

Även här är de underliggande skattningarna positiva – inkomsterna är med andra ord högre i AI-exponerade företag efter att hänsyn tagits till egen utbildning, ålder och kön. Förändringen över tiden är också snarlik den vi såg för egen exponering med en gradvis positiv lutning. Vi ser dock ett trendbrott där inkomstpremien börjat falla nedåt sedan början av 2025, vilket är en intressant utveckling som får följas framöver.

Inga dramatiska inkomstfall bland AI-exponerad personal

Sammantaget är vår tolkning dock att förändringarna är relativt små. Månadsinkomsterna har utvecklats något bättre för personer med mer AI-exponerade utbildningar och för personer som arbetar i mer AI-exponerade företag jämfört med startåret 2019. Vi ser inget tydligt trendbrott mot slutet av perioden även om sambandet mellan månadsinkomst och kollegornas AI-exponering försvagats under 2026. Det är ännu för tidigt att avgöra om det är början på en mer varaktig förändring.

6.2 Nyutexaminerade

En stor del av den nyare ekonomiska forskningslitteraturen har fokuserat på arbetskraftsefterfrågan för ungdomar och/eller junior personal. Resultat från USA har pekat på ganska dramatiska fall i ungas sysselsättning i AI-exponerade yrken. Studier från nordiska länder har visat på liknande mönster för de allra mest exponerade yrkena men med bitvis varierande mönster överlag. En anledning som ofta lyfts fram i litteraturen är att AI – åtminstone inledningsvis – är särskilt bra på att utföra de enklare kontorsuppgifter som unga nyutexaminerade universitetsstudenter traditionellt sett oftare utfört. En annan möjlighet är att arbetsgivare blivit mer ovilliga att träna upp oerfaren personal givet den AI-genererade osäkerheten kring exakt vilka kompetenser man kommer att behöva på sikt.

Det är således motiverat med en fördjupad analys för just nyutexaminerade universitetsstudenter. Mer generellt kan analysen ses som ett exempel på hur detaljerade registerdata kan användas för att analysera utfall för specifika grupper där AI-omställningen kan komma särskilt tidigt, eller bli särskilt svår.

Utbildningsinriktningar kopplas till ekonomiska utfall

Vår analys skiljer sig från tidigare studier i två dimensioner. Dels fokuserar vi på de som just tagit examen snarare än unga mer allmänt, dels analyserar vi utvecklingen med utgångspunkt i *utbildningsinriktningar* istället för yrken. Analysen ger därför en direkt

[8] Exponeringen per utbildning spänner från ungefär 0.2 till 0.6 medan skattningarna visar på ungefär 4-6 procents inkomstökning för ett spann mellan ingen och full exponering.

relevant beskrivning både för den som själv ska välja utbildning, och för den som är intresserad av att följa arbetsmarknaden från ett utbildningspolitiskt perspektiv. Politiker och utbildningsanordnare kan inte styra efterfrågan på specifika yrken, men de kan påverka hur många platser som erbjuds inom olika inriktningar och hur utbildningen utformas. I den kontexten bör det betraktas som ett större orosmoment om de ekonomiska utfallen för de som tar examen från *en viss utbildningstyp* försämras, än om efterfrågan inom relaterade yrken förändras.

För att ge en bild av utvecklingen använder vi uppgifter på personer som tagit examen på universitetsnivå och studerar hur deras inkomster ser ut strax efter examen. Vi bygger analysen på våra sist observerade 12 månader – dvs i denna version juli 2025 till och med juni 2026 – för den sist observerade avgångskullen – dvs de som tog examen 2024. Vi jämför dessa med inkomsterna under motsvarande tid efter examen för avgångskullen 2018. Vi repeterar därefter analysen för de som tog examen alla år däremellan.

Stabila inkomstskillnaderna mellan inriktningar överlag

Om man är intresserad av de ekonomiska utfallen för de som examinerats från olika utbildningsinriktningar så är det viktigt att först förstå utgångspunkten. Det fanns betydande skillnader mellan inriktningarna redan innan AI blev relevant. Arbetsmarknaden kännetecknas också överlag av en påtaglig stabilitet i termer av vilka utbildningar som leder till goda ekonomiska utfall och vilka som är förknippade med lägre inkomster. Det är också viktigt att ha med sig att skillnaderna både kan bero på vilka som läser utbildningarna, och efterfrågan på de kompetenser som genereras inom ramen för utbildningarna.

För att illustrera skillnaderna i utgångsläget och den underliggande stabiliteten visar vi i figur 5a inkomsterna under de sista 12 månaderna bland de som tog examen 2024 i relation till inkomsterna under motsvarande period sedan examen bland de som tog examen 2018. Figuren visar en positiv relation som ska tolkas som att inkomstskillnaderna överlag uppvisar en tydlig stabilitet. Vi ser dock också att inkomsterna bland nyutexaminerade universitetsstudenter har fallit över tiden för de flesta inriktningarna.

Fallande inkomster för nyutexaminerade med AI-exponerade utbildningar

I figur 5b beskriver vi istället hur inkomsterna har *förändrats* över tiden för varje utbildningstyp. Förändringen relateras till hur AI-exponerad varje utbildning bedöms vara. Figuren visar en tydlig negativ relation mellan exponering och inkomstförändringen. Resultaten innebär således att inkomstutvecklingen varit betydligt sämre för de AI-exponerade utbildningsinriktningarna. Effekterna är stora – inkomsterna har sjunkit med ungefär 20 procentenheter mer i de mest exponerade utbildningarna jämfört med de minst exponerade utbildningarna. Det är en kraftig försämring under en relativt kort period om endast sex år. Det kan dock noteras att nedgången inte gäller alla högexponerade utbildningstyper – till exempel kan noteras att jurister som i de flesta exponeringsmått bedöms vara en utsatt grupp än så länge inte upplever något påtagligt inkomstfall.

En rimlig tolkning, i linje med den existerande litteraturen, är dock att efterfrågan på unga nyutexaminerade studenter har fallit i de delar av ekonomin där AI används som

mest, och att denna fallande efterfrågan har fått konsekvenser för de ungdomar som tagit examen under de senaste åren. Efterfrågan kan dock ha fallit i dessa segment även av andra skäl än på grund av just AI-användningen. Till exempel kan ungefär samma jobb som är exponerade för AI också utföras på distans, och det finns en oro för att arbetsgivare föredrar mer erfaren personal till distansarbeten. Utöver fallande efterfrågan kan konkurrensen om lediga arbeten ha försvårats av att något fler studenter tagit examen inom AI-exponerade utbildningar under senare år.

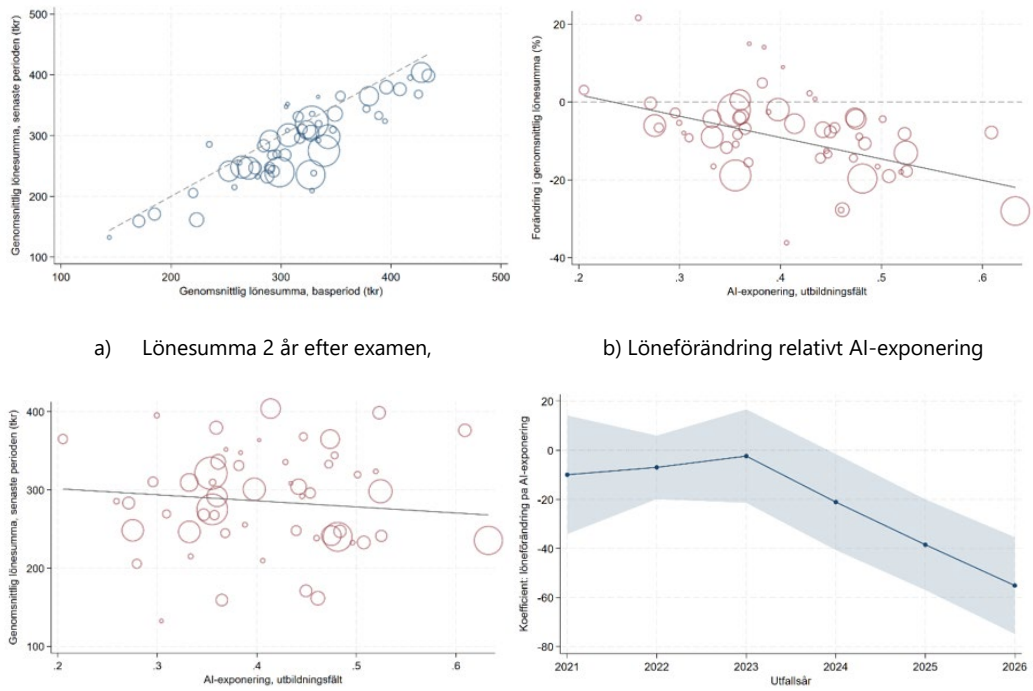
Trots nedgången är inkomstnivåerna inte systematiskt lägre

Flera av de exponerade inriktningarna var förknippade med höga inkomster under den inledande mätperioden, dvs före inkomsterna började falla nedåt. Det gör att det inte finns något tydlig negativ relation mellan AI-exponering och nivån på inkomsterna under 2026, vilket visas i figur 5c. Resultatet är viktigt för att förstå hur förändringarna ska tolkas. Det är *trenden* med fallande inkomster som är oroande, inte att inkomstnivåerna i nuläget är särskilt låga relativt andra nyutexaminerade.

Inkomsterna började falla 2023 och har fortsatt därefter

Figur 5d visar hur sambandet mellan AI-exponering och inkomstutveckling har sett ut för olika avgångskullar. Sambandet var stabilt under pandemiåren men började bli negativt från 2023 och har därefter gradvis förstärkts utan tecken på avmattning. Tidpunkten för när förändringen påbörjade sammanfaller med framväxten av generativ AI, något som kan tolkas som stöd för hypotesen om att AI kan vara en viktig bidragande orsak till utvecklingen. Samtidigt är ansatsen beskrivande och det är inte möjligt att med säkerhet fastslå att så är fallet. Utvecklingen är dock anmärkningsvärt snabb och det faktum att den inte visar tecken på någon avmattning gör att utbildningsanordnare bör ta förändringen på stort allvar trots att det inte med säkerhet går att fastslå att AI är den underliggande orsaken, och trots att inkomsterna ännu inte är anmärkningsvärt låga relativt andra nyutexaminerade.

Figur 5 Nyutexaminade från AI exponerade utbildningsinriktningar har fallande inkomster



a) Lönesumma 2 år efter examen, b) Löneförändring relativt AI-exponering

c) Lönenivå relativt AI-exponering d) Löneförändring relativt basåret

Not: Figuren ovan visar utfall för unga personer med en ny universitetsexamen, ”nyexade”, uppdelat på utbildningsinriktning. Panel A visar lönenivån för de olika inriktningarna för nyexades lönesumma juli 2019 till juni 2020 och nyexades lönesumma den senaste tillgängliga 12-månadersperioden i data, för tillfället juli 2025 till juni 2026. Den visar att lönenivåerna är relativt stabila, även om det finns många utbildningar i mitten av lönefördelningen som sjunkit. Panel D visar att skillnaden i lönesumman korrelerar negativt med utbildningens AI-exponering. Panel C visar att det inte finns någon generell korrelation mellan utbildningens AI-exponering och lönenivå. Panel E visar hur regressionskoefficienten på löneförändring per nyexad kohort på utbildningens AI-exponering förändrats över tid. Det är först efter 2024 som den negativa relationen uppstått. Sammantaget visar panelerna att lönenivåerna är relativt stabila, men att den negativa förändringen är koncentrerad mot mer AI-exponerade utbildningar, och att detta mönstret framträder för de som tog examen efter 2022, mätt vid utfallsåren 2024 och framåt.

Allt färre nyutexaminerade arbetar i AI-exponerade företag

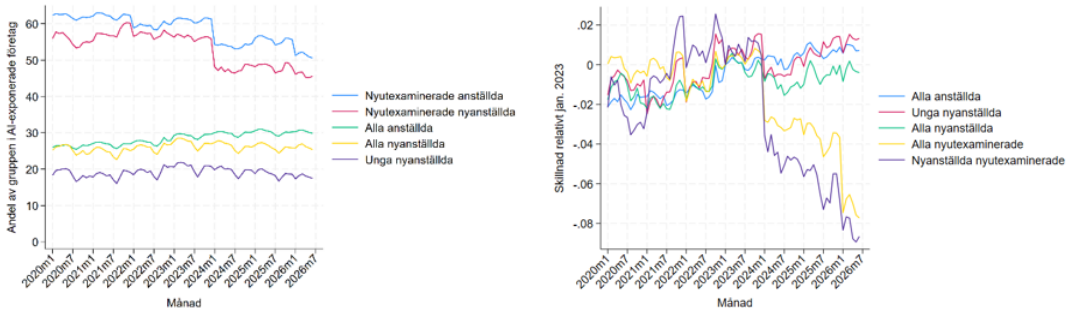
För att förstå mer av de underliggande mekanismerna har vi även analyserat hur stor andel av de nyutexaminerade som anställs i de företag vi klassar som AI-exponerade. I figur 6a visar vi andelen av totalt sysselsatta, alla nyanställda, unga nyanställda, nyutexaminerade sysselsatta och nyutexaminerade nyanställda som arbetar på ett AI-exponerat företag. Tidsserierna beskriver således de AI-exponerade företagens ”marknadsandel” som arbetsgivare för var och en av dessa grupper. Figuren visar att de AI-exponerade företagen blivit allt mindre relevanta för de unga nyutexaminerade. Notera att serierna för nyutexaminerade ”hoppar” nedåt vid flera av årsskiftena. Det beror på att urvalet byts ut för att representera en ny examenskohort vid varje årsskifte. Den stora negativa förändringen i januari 2024 representerar således att de som tagit examen 2022 och därefter i betydligt mindre utsträckning arbetar inom AI-exponerade företag jämfört med tidigare examenskohorter.

En möjlig delförklaring skulle ha kunnat vara att sammansättningen av utbildningsinriktningar förändrats över tiden. I figur 6b genomför vi därför en något mer

sofistikerad analys där vi med hjälp av en ekonometrisk metod skattar hur personernas sannolikhet att arbeta i ett AI-exponerat företag förändras över tiden, efter att vi tagit hänsyn till sammansättningsförändringar i termer av utbildningsgrupp och ålder.[9] Figuren visar skattningar som är normaliserade vid januari 2023 för var och en av grupperna vilket innebär att de ska tolkas som förändringar relativt denna basperiod för personer med samma utbildning. Nedgången i andelen nyutexaminerade som arbetar i AI-exponerade företag är slående. Sedan januari 2023 har den andelen fallit med 8 procentenheter, vilket är en ganska betydande nedgång från ungefär 60 procent i utgångsläget. Figur 6 innebär således att de som tagit examen efter 2022 har betydligt lägre sannolikhet att arbeta inom AI-exponerade företag än de som tagit examen tidigare, och att denna utveckling accelererat under 2025 och 2026.

Vad gäller ungdomar (yngre än 30) generellt är resultaten mer blandade. I figur 6a ser vi att färre unga nyanställda arbetar inom AI-exponerade företag, men i figur 6b där vi hanterar sammansättningsförändringar ser vi inte samma mönster. En rimlig tolkning av skillnaden mellan 6a och 6b är att allt fler av nyanställningarna av unga sker bland de som har en utbildningsinriktning inte är lämpad för AI-exponerade företag.

Figur 6 Allt färre nyutexaminerade anställs i den AI-exponerade delen av ekonomin, trots att sysselsättningen inte minskar.



a) Andel som arbetar i AI-exponerade företag b) Andel i AI-exponerade företag, skattningar jan 2023

Not: Figuren beskriver utvecklingen för 5 urval av sysselsatt i företag med minst 6 anställda inom den privatfinansierade delen av ekonomin såsom definierats i texten. De fem urvalen är alla sysselsatta, alla nyanställda (dvs de som inte arbetade på samma företag föregående år), alla unga (högst 30 år) nyanställda, alla nyutexaminerade och alla nyutexaminerade som dessutom är nyanställda. Vid varje årsskifte byts kohorten som betraktas som nyutexaminerad ut vilket gör att det kan bli stora förändringar vid respektive årsskifte. Panel a) visar hur stor del av varje urval som arbetar i AI-exponerade företag, månad för månad. Panel b) är en sammansättningsrensad version av samma tidsserier. Figuren visar skattningar från 5 ekonometriska modeller, en för vart och ett av urvalen. Modellerna kontrollerar för ålder och exakt utbildningsgrupp och skattar ”effekten” av varje månad på sannolikheten att arbeta i ett AI-exponerat företag. Januari 2023 är referenskategori för varje uppsättning.

[9] I praktiken skattar vi en modell för vart och ett av våra fem urval. Den beroende variabeln är en indikator för AI-exponerat företag (resultaten är identiska om vi använder AI-exponering bland kollegorna) som förklaras av ålder och ålder i kvadrat, 97 fixa effekter för utbildningsgrupper, samt indikatorvariabler för varje månad i våra data. Figuren visar skattningarna för månadsindikatorerna.

7. Sammanfattning och diskussion

Rapporten har redogjort för en analysram som utvecklats för att beskriva strukturomvandlingen på svensk arbetsmarknad med fokus på den AI-exponerade delen av ekonomin. Analysramen är utformad för löpande uppföljning av ekonomins utveckling. Ambitionen är att tidigt kunna upptäcka om och när omvandlingen blir tillräckligt omfattande för att motivera ekonomisk-politiska insatser. Vår bedömning är att en sådan analysram är ett meningsfullt komplement till existerande datakällor genom att vi baserar den på heltäckande administrativa data som kan analyseras snabbare än vad som vanligtvis är fallet. Oavsett om resultaten visar på ekonomisk stabilitet eller omvälvande förändringar bör materialet kunna bidra till en mer insiktsfull ekonomiskpolitisk diskussion.

7.1 Ännu ingen omfattande strukturomvandling

Våra resultat som illustrerar utvecklingen fram till sommaren 2026 visar inga tecken på en omvälvande strukturomvandling som påverkar den samlade ekonomin såhär långt. Denna slutsats ligger väl i linje med vad som framkommit från andra källor och från andra länder. Dynamiken har minskat, framförallt är de anställdas rörlighet mellan företag betydligt lägre än före pandemin. Den ekonomiska aktiviteten i de mest AI-exponerade företagen är hög, även om färre nyutexaminerade anställs.

Oroande tecken under ytan – särskilt för de nyutexaminerade

Under ytan finns det dock vissa oroande tecken – framförallt vad gäller utvecklingen på arbetsmarknaden för nyutexaminerade universitetsstudenter med AI-exponerade utbildningsinriktningar. Inkomsterna har utvecklat sig sämre bland de nyutexaminerade som har en AI-exponerad utbildning, samtidigt som andelen nyutexaminerade som arbetar i AI-exponerade företag har fallit med 8 procentenheter sedan januari 2023. Samtidigt ska det noteras att det är *utvecklingen* – och det faktum att utvecklingen tilltar under vår analysperiod – *inte nivån* på inkomsterna som är oroande för dessa studenter. Eftersom många av de berörda inriktningarna tidigare var förknippade med relativt höga inkomster så tjänar de i genomsnitt inte sämre än andra nyutexaminerade i slutet av perioden. Samtidigt ser vi inga tecken på att förändringen har avstannat.

Fortsatt arbete för djupare förståelse

I inledningen av rapporten noterade vi tre begränsningar som förtjänar att återupprepas. Vi beskriver den ekonomiska utvecklingen, men kan inte belägga några orsakssamband i denna studie. Våra analyser är begränsade av de data som samlas in och görs tillgängliga. Vi har inte haft möjlighet att analysera alla aspekter som är av intresse. Rapporten ska dock ses som en startpunkt och inte ett avslut på projektet. I vårt fortsatta arbete hoppas vi kunna fördjupa analyserna i flera dimensioner. En förhoppning är också att analyserna kan fungera som inspiration för en diskussion om vilka data vi kan och bör samla in och med vilken fördröjning det är rimligt att data tillgängliggörs för analys och forskning. Inte minst är den långsamma och inkompletta insamlingen av yrkesdata en begränsande faktor när det gäller att beskriva strukturomvandlingen i den svenska ekonomin.

7.2 Bygg beredskap inför en möjlig snabb strukturomvandling

Resultaten i rapporten visar inte på någon mätbar allomfattande omställning i nuläget. Men det finns all anledning att bygga en beredskap för en transformativ omställning som kan infinna sig mycket snabbt. Den typ av data vi använder i projektet kan ge en detaljerad bild av nuläget, men den beskriver inte vad som kommer att hända framöver. Tanken med analyserna är att diskussionen om hur vi behöver förbereda oss för framtiden blir lättare att föra om vi åtminstone har en detaljerad bild av nuläget. Det är inte osannolikt att framtida versioner av våra analyser kan komma att visa på en stor och plötslig omställning och då bör den politiska processen vara redo att agera för att hantera en sådan omställning. Det är därför rimligt att redan nu analysera vilka sårbarheter som finns och vilka reformer som kan komma att behöva genomföras. Det är motiverat att förbereda sig för möjligheten att AI kan leda till en transformativ process för att det ska vara möjligt att agera om eller när en sådan process blir en realitet. Vår analysram kan hjälpa till att indikera när, var och hur förändringar inträffar, men parallella processer krävs för att det ska vara möjligt att agera snabbt om det blir påkallat.

Bättre data ger bättre beredskap

Analyserna begränsas av de data som finns tillgängliga. En uppenbar brist i den svenska datainsamlingen är att uppgifter rörande yrken, löner, arbetstid och typ av anställningskontrakt bara samlas in en gång om året, utan total täckning och med lång leveranstid. Det är en brist som snabbt kan åtgärdas utan betydande kostnader eftersom uppgifterna i princip kan samlas in i automatiserad form från företagens lönesystem tillsammans med skatteuppgifterna. Det är en naturlig del av datainsamlingen i våra grannländer och en typ av insamling som skulle ge oss en mycket bättre och mer detaljerad bild av hur ekonomin utvecklar sig. Till exempel skulle man med hjälp av bättre data kunna se om nyutexaminerade jurister fortsatt arbetar som jurister eller om deras inkomster hålls uppe genom att de hittar andra arbeten.

Det kan också noteras att Tillväxtanalys har bra tillgång till data i nära realtid, men det skulle finnas ett stort värde i om SCB kunde tillgängliggöra data för akademiska forskare med samma frekvens. Även här finns förlagor hos våra grannländer som visar att data kan göras tillgängligt för forskare i samlad form utan dröjsmål. Med fler analytiker som analyserar samma data kan vi få djupare insikter.

Underlätta nyutexaminerades etablering

Analyser som de vi bidrar med får ingen betydelse för arbetsmarknadens funktionssätt om de inte omsätts i reella förändringar. Vår tolkning är att de resultat vi visar på vad gäller nyutexaminerade ungdomar i exponerade utbildningar är tillräckligt oroande för att relevanta utbildningsanordnare bör agera redan nu. Om man tillhandahåller en utbildning där inkomsterna för nyutexaminerade fallit med fem procentenheter per år under en fyraårsperiod tyder mycket på ett akut behov av att situationen behöver stabiliseras. Vår rapport visar inte hur ett sådant arbete bör utformas men det är troligt att ett samarbete med representanter för framtida arbetsgivare är ett ändamålsenligt sätt att ta reda på hur utbildningarna kan vässas för att göra ungdomarna relevanta för framtidens arbetsmarknad. Även för företagen finns det en uppenbar risk att man får problem med arbetskraftsförsörjningen framöver om man inte tillhandahåller karriärvägar för de unga.

Referenser

AI-Econ Lab (2026). AIEL Monitor, version 1. Örebro universitet och Ratio. https://ai-econlab.com/monitor/ (hämtad 2026-09-20).

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J. och Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. Journal of Labor Economics, 40(S1):S293–S340.

Adermon, A. och Gustavsson, M. (2015). Job polarization and task-biased technological change: Evidence from Sweden, 1975–2005. Scandinavian Journal of Economics, 117(3):878–917.

Aghion, P. och Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. Econometrica, 60(2):323–351.

Akerman, A., Ekholm, K., Persson, T. och Nordström Skans, O. (2022). Sweden's COVID-19 recession: How foreign and domestic infections struck against firms and workers. Discussion Paper 15408, IZA.

Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S. och Taska, B. (2021). The demand for AI skills in the labor market. Labour Economics, 71:102002.

Athey, S., Simon, L. K., Nordström Skans, O., Vikström, J. och Yakymovych, Y. (2026). The heterogeneous earnings impact of job loss across workers, establishments, and markets. Working Paper 34946, National Bureau of Economic Research.

Babina, T., Fedyk, A., He, A. och Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. Journal of Financial Economics, 151:103745.

Bick, A., Blandin, A. och Deming, D. J. (2024). The rapid adoption of generative AI. Working Paper 32966, National Bureau of Economic Research.

Bonin, S. M., Darougheh, S. och Kuchler, A. (2026). AI adoption and firm size: Employment effects in monthly administrative data. Working Paper nr 223, Danmarks Nationalbank.

Brynjolfsson, E., Chandar, B. och Chen, R. (2025). Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence. Working paper, Stanford Digital Economy Lab.

Burgess, S., Lane, J. och Stevens, D. (2000). Job flows, worker flows, and churning. Journal of Labor Economics, 18(3):473–502.

Carlsson, M., Messina, J. och Nordström Skans, O. (2016). Wage adjustment and productivity shocks. Economic Journal, 126(595):1739–1773.

Chetty, R., Friedman, J. N., Hendren, N., Stepner, M. och The Opportunity Insights Team (2024). The economic impacts of COVID-19: Evidence from a new public database built using private sector data. Quarterly Journal of Economics, 139(2):829–889.

Davis, S. J., Haltiwanger, J. C. och Schuh, S. (1996). Job Creation and Destruction. MIT Press, Cambridge, MA.

Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. Quarterly Journal of Economics, 132(4):1593–1640.

Edin, P.-A., Evans, T., Graetz, G., Hernnäs, S. och Michaels, G. (2023). Individual consequences of occupational decline. Economic Journal, 133(654):2178–2209.

Edin, P.-A., Fredriksson, P., Nybom, M. och Öckert, B. (2022). The rising return to noncognitive skill. American Economic Journal: Applied Economics, 14(2):78–100.

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. och Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. Science, 384(6702):1306–1308.

Engberg, E., Görg, H., Lodefalk, M., Javed, F., Längkvist, M., Monteiro, N. P., Kyvik Nordås, H., Pulito, G., Schroeder, S. och Tang, A. (2024). AI unboxed and jobs: A novel measure and firm-level evidence from three countries. Discussion Paper 16717, IZA.

Felten, E. W., Raj, M. och Seamans, R. (2018). A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. AEA Papers and Proceedings, 108:54–57.

Foster, L., Haltiwanger, J. C. och Krizan, C. J. (2001). Aggregate productivity growth: Lessons from microeconomic evidence. I Hulten, C. R., Dean, E. R. och Harper, M. J. (red.), New Developments in Productivity Analysis, s. 303–372. University of Chicago Press.

Foster, L., Haltiwanger, J. och Syverson, C. (2008). Reallocation, firm turnover, and efficiency: Selection on productivity or profitability? American Economic Review, 98(1):394–425.

Gardberg, M., Heyman, F., Norbäck, P.-J. och Persson, L. (2020). Digitization-based automation and occupational dynamics. Economics Letters, 189:109032.

Graetz, G. och Michaels, G. (2018). Robots at work. Review of Economics and Statistics, 100(5):753–768.

Hellsten, M., Khanna, S., Lodefalk, M. och Yakymovych, Y. (2025). The effects of artificial intelligence on jobs: Evidence from an AI subsidy program. Working Paper 2025:13, Örebro University School of Business.

Hensvik, L. och Nordström Skans, O. (2023). The skill-specific impact of past and projected occupational decline. Labour Economics, 81:102326.

Hernæs, Ø. och Kostøl, A. R. (2026a). KI-indeksen: Kunstig intelligens og det norske arbeidsmarkedet. https://kiindeksen.no (hämtad 2026-09-20).

Hernæs, Ø. och Kostøl, A. R. (2026b). Has AI widened employment gaps? Tracking early-career employment by occupational exposure in Norway. Discussion Paper 18767, IZA.

Hosseini, S. M. och Lichtinger, G. (2025). Generative AI as seniority-biased technological change: Evidence from U.S. résumé and job posting data. Working paper, SSRN 5425555.

Humlum, A. och Vestergaard, E. (2025). Still waters, rapid currents: Early labor market transformation under generative AI. Working Paper 33777, National Bureau of Economic Research.

Jacobson, L. S., LaLonde, R. J. och Sullivan, D. G. (1993). Earnings losses of displaced workers. American Economic Review, 83(4):685–709.

Kauhanen, A. och Rouvinen, P. (2025). Assessing early labour market effects of generative AI: Evidence from population data. Applied Economics Letters. doi:10.1080/13504851.2025.2513973.

Kauhanen, A. och Rouvinen, P. (2026). AI has not impacted the youth labor market in Finland. Working Paper 135, ETLA Economic Research.

Korinek, A. och Suh, D. (2024). Scenarios for the transition to AGI. Working Paper 32255, National Bureau of Economic Research.

Liu, T. (2025). How IT-specialized majors pay off: Evidence from an IT industry shock. Labour Economics, 97:102785.

Lodefalk, M., Löthman, L., Koch, M. och Engberg, E. (2026). Same storm, different boats: Generative AI and the age gradient in hiring. Working Paper 2/2026 (Economics), Örebro University School of Business.

Melitz, M. J. och Polanec, S. (2015). Dynamic Olley-Pakes productivity decomposition with entry and exit. RAND Journal of Economics, 46(2):362–375.

Nordström Skans, O. och Sokolow Romin, L. (2026). Structural change and AI-exposed skills: Evidence from Swedish real-time administrative data. Working paper, Uppsala universitet, tillgänglig via https://sites.google.com/site/oskarskans/home

Salter, W. E. G. (1960). Productivity and Technical Change. Cambridge University Press, Cambridge.

Schumpeter, J. A. (1942). Capitalism, Socialism and Democracy. Harper & Brothers, New York.

Stanford Digital Economy Lab och ADP Research (2026). AI Economic Indicators: Canaries Dashboard. https://digitaleconomy.stanford.edu/project/indicators/canaries-dashboard/ (hämtad 2026-09-20).

Yotzov, I., Barrero, J. M., Bloom, N., Bunn, P., Davis, S. J., Foster, K. M., Jalca, A., Meyer, B. H., Mizen, P., Navarrete, M. A., Smietanka, P., Thwaites, G. och Wang, B. Z. (2026). Firm data on AI. Working Paper 34836, National Bureau of Economic Research.

Tillväxtanalys
Myndigheten för tillväxtpolitiska utvärderingar och analyser

Tillväxtanalys
Studentplan 3, 831 40 Östersund
Telefon: 010-447 44 00
E-post: info@tillvaxtanalys.se
Webb: www.tillvaxtanalys.se