

SZALAVETZ ANDREA

A mesterséges intelligencia munkaerőpiaci hatásai a globális értékláncok elméletének tükrében

A tanulmány azt vizsgálja, hogyan segíthetik a globális értékláncok (*global value chains*, GVC) elméletének analógiái a mesterséges intelligencia (*artificial intelligence*, AI) munkaerőpiaci hatásainak értelmezését. Három GVC-témakörre épít: a feladat-alapú megközelítésre, a feljebb lépésre és a földrajzi feldarabolódás határait. A cikk arra a következtetésre jut, hogy 1. a humán hozzájárulás relatív értéke és a munkajövedelmek GDP-hez mért aránya várhatóan tovább csökken, miközben az AI által előállított hozzáadott érték növekszik; 2. a feladatalapú és az állásmegszűnésre építő előrejelzések közötti különbség idővel mérséklődik. A szerző szerint a munkaerő számos abszolút előnnyel rendelkezik ugyan, ezek megőrzése azonban csak akkor lehetséges, ha a munkavállalók és a szervezetek tudatosan úgy használják az AI-t, hogy az a humán képességeket kiegészítse, ne pedig erodálja.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: O33, J21, F14, L23.

Kulcsszavak: globális értékláncok, mesterséges intelligencia, kiszervezés-kihelyezés, feljebb lépés, technológiai munkanélküliség.

Artificial intelligence and labour markets through the lens of global value chain theory

ANDREA SZALAVETZ

The study examines how analogies drawn from global value chain (GVC) theory can help interpret the labour-market effects of artificial intelligence (AI). It builds on three GVC themes: the task-based perspective, upgrading, and the limits of geographical fragmentation. The article concludes that (1) the relative value of human input and labour's share of GDP are likely to continue falling as AI-generated value added grows; and (2) predictions of AI-induced technological unemployment based on task exposure and those based on disappearing jobs will gradually converge. The author argues that although human labour still holds several absolute advantages, preserving them requires that workers and organizations use AI in ways that complement rather than erode human capabilities.

Szalavetz Andrea DSc, az ELTE KRTK Világgazdasági Intézetének tudományos tanácsadója (e-mail: szalavetz.andrea@krtk.elte.hu).

A tanulmányra a Creative Commons CC-BY irányelvei érvényesek.

A kézirat első változata 2026. március 10-én érkezett szerkesztőségünkbe.

DOI: <https://doi.org/10.18414/KSZ.2026.5.501>

Journal of Economic Literature (JEL) codes: O33, J21, F14, L23.

Keywords: global value chain, artificial intelligence, outsourcing-offshoring, upgrading, technological unemployment.

Bevezetés

A 2010-es évek közepén a globális értékláncok témájában végzett kutatás keretében egy magyarországi leányvállalatokkal is rendelkező globális cég egyik képviselőjével készítettem interjút. Többek között megkérdeztem: elképzelhető-e, hogy az anyacég középtávon úgy határoz, hogy áttelepíti a kelet-magyarországi termelővállalatát Szerbiába, Ukrajnába vagy más alacsony bérszintű országba?

„Legalább másfél évtizedbe telt, amíg a cégünk a jelenlegi szinten integrálta a magyar leányvállalatot a globális szervezetébe – hangzott a válasz. – Mára a magyar leányvállalat elsajátította az alapvető céges rutinokat, ismeri az eljárásokat, és a szervezeti egységek szintjén is jól kiépült az anya- és a leányvállalat közötti személyes kapcsolatrendszer. Nem fogjuk veszni hagyni ezt az évtizedes munkával felhalmozott értéket!”

A mesterséges intelligencia munkaerőpiaci hatásait kutatva idéztem fel ezt a beszélgetést, és arra következtettem, hogy a GVC-irodalom elméleti és empirikus tanulságai analógiákkal szolgálhatnak a jelen munkaerőpiaci folyamatait elemzők számára. Az AI okozta technológiai munkanélküliséggel kapcsolatos pesszimizmusunkat mérsékelheti például, ha belegondolunk, hogy a közvetlentőke-befektetők általános (természetes) *intelligenciát* vettek igénybe a munkafolyamatok kihelyezésére/kiszervezésére, és „csupán” a földrajzi és a kulturális távolságot kellett áthidalniuk, mekkora erőfeszítésekre volt mégis szükségük egy *másik kontextusba beágyazott tudás* zökkenőmentes integrálásához és a rejtett tudás átadását lehetővé tevő csatornák kiépítéséhez.

A bevezető történet fényében fogalmaztam meg írásom célját: azt vizsgálom, milyen analógiákkal szolgál a globális értékláncok¹ elmélete a mesterséges intelligencia munkaerőpiaci hatásait elemzők számára.

Mivel ma még olyan sokféle bizonytalansági tényező övezi az AI várható munkaerőpiaci hatásaival kapcsolatos előrejelzéseket, és olyan jelentős különbségek vannak a technológiai kitettség feladatalapú méréseire építő előrejelzések között (Acemoglu, 2025; Gimbel et al., 2026), hogy egyes elemzők magukat az előrejelzési kísérleteket is értelmetlennek tartják (Davenport & Paredes, 2025), meggyőződésem, hogy az elméleti analógiákra építő és azok alapján következtetéseket megfogalmazó elemzések hozzá tudnak járulni az AI hatására bekövetkező munkaerőpiaci folyamatok jobb megértéséhez.

Ebben a cikkben az értékláncok szerteágazó irodalmából három olyan témát emelek ki, amelyek *ad analogiam* elősegítik az AI munkaerőpiaci hatásainak

¹ A közkeletű definíció szerint a globális értékláncok magukban foglalják egy jószág létrehozásához és értékesítéséhez kapcsolódó, illetve az értékesítést követő összes kézzelfogható és immateriális tevékenységet, amelyek hozzájárulnak a teljes hozzáadott értékhez (Fernandez-Stark & Gereffi, 2019).

pontosabb értelmezését. Egy rövid módszertani fejezetet követően a feladatalapú megközelítéssel, a feljebb lépéssel és a földrajzi feldarabolódás határaival kapcsolatos analógiákat elemzem, végül pedig összefoglalom az elemzés alapján megfogalmazott hipotéziseket.

Analógiákra építő elemzés

Két témakör jellemzői közötti hasonlóság feltárása és ezek alapján következtetések levonása, más diszciplínákhoz hasonlóan, a közgazdaságtan különböző területein is elterjedt módszer (Ketokivi et al., 2017). A kutatók általában az összehasonlított területek szerkezeti és funkcionális hasonlóságai alapján vonnak le következtetéseket, állítanak fel hipotéziseket. Feltárják, hogy az összehasonlítás alapját képező, már feltárt területnek és az újonnan elemzendő célterületnek milyen tulajdonságai, funkciói vagy mechanizmusai mutatnak párhuzamosságot. E jellegzetességek alapján értelmezik a célterület új jelenségeit, és hipotéziseket fogalmaznak meg ezek következményeivel kapcsolatban (Gruner & Power, 2021). David (1990) például a számítógép elterjedésének hatásait a villanyáram 20. század eleji elterjedésének a termelékenységre gyakorolt hatásaival hasonlította össze, és megállapította, hogy mindkét esetben hasonló mechanizmusok késleltették a termelékenység gyors növekedését.

Az analógiákra építő elemzés nem tételez fel teljes azonosságot a két összehasonlított terület között, hanem eltekint a különbségektől, és csupán az azonos mintázatokra fókuszál. Ez a megközelítési mód jól hasznosítható új és gyorsan változó jelenségek értelmezéséhez, következtetések megfogalmazásához.

Ebben a cikkben a központi analógia a feladatok kiszervezése: az értéklánc különböző fázisaiban végzett hozzáadottérték-termelő tevékenység kiszervezését/kihelyezését hasonlítom össze a feladatok AI-nak történő átadásával (AI általi automatizálásával).

Elemzésem során valóban jelentős különbségektől kell eltekintennem. A GVC-irodalomban például nem közvetlenül figyelik meg a kiszervezési/kihelyezési feladatokat, hanem a köztes inputok importtartalmán keresztül. A GVC-irodalom a feladatok *térbeli* újraelosztását vizsgálja, az AI munkaerőpiaci hatásaival foglalkozó irodalom pedig a feladatok *egy munkakörön belüli* újraelosztását. A kiszervezés tranzakciós költségeit mindkét területen más tényezők befolyásolják, és a kiszervezett feladatok irányítása és visszaintegrálása is más szervezeti megoldásokkal történik az értékláncokban, mint az AI-nak átadott feladatok esetében. A tranzakciós költségek jelentős mértékben eltérhetnek egymástól, így az értékláncokon belüli, illetve az AI-nak történő átadás mértéke, dinamikája és a kiszervezés határai is jelentős különbségeket mutathatnak.

Az analógiára építő elemzést a két terület szerkezeti és funkcionális hasonlóságai indokolják. Mindkettőre jellemző ugyanis, hogy a hozzáadottérték-termelő tevékenység egymástól többé-kevésbé különválasztható feladatokra osztható, és ezeket a feladatokat egymástól eltérő képességű szereplőknek osztják ki. Közös vonás továbbá, hogy a feladatok ilyen módon történő szétosztásának a teljesítményre

gyakorolt hatása attól függ, hogy miként irányítják és integrálják ezeket a felosztott tevékenységeket.

Ezek a hasonlóságok az AI munkaerőpiaci hatásainak irányával és logikájával kapcsolatos hipotézisek megfogalmazását teszik lehetővé. Mivel az analógiára építő elemzés olyan mechanizmusokat tár fel, amelyeket a munkagazdaságtan standard elemzési módszerei nem tudnak megvilágítani, ez a módszer, ha nem pontosítja, de legalábbis árnyalja az AI várható munkaerőpiaci hatásaival kapcsolatos előrejelzéseket.

Az értékláncelmélet és a munkagazdaságtan egyik klasszikus kapcsolódási pontja: a feladatalapú megközelítés

Az értékláncelmélet egyik alapvető felismerése, hogy a nemzetközi kereskedelemben nem termékek, hanem *feladatok* kerülnek: egy jószág létrehozásához és értékesítéséhez kapcsolódó kézzelfogható és immateriális tevékenységek egymástól szétválaszthatók, és akár különböző országokban is elvégezhetők (Sturgeon, 2008), így az értékláncok koordinátorai ki tudják használni a tényezőárak országok közötti eltéréseit (Buckley, 2009). Ebből kiindulva Grossman és Rossi-Hansberg (2008) mondta ki először, hogy az értékláncot alkotó tevékenységek földrajzi feldarabolódása következtében a nemzetközi kereskedelemben nem termékek, hanem feladatok kerülnek, az értékláncok egyes szereplői üzleti funkciókra (feladattípusokra) szakosodnak (Timmer et al., 2019).

A feladatalapú megközelítés a munkagazdaságtani kutatásokban, a technológiai fejlődés munkára gyakorolt hatásának vizsgálatában is hamar megjelent (Acemoglu & Autor, 2011; Autor et al., 2003). Ezek a szerzők arra hívták fel a figyelmet, hogy a technológia munkaerőpiaci hatásai nem (teljes) állások, hanem *feladatok* szintjén jelentkeznek. Következésképpen, ha a kutatók azt kívánják előre jelezni, hogy egy új technológia megjelenése és elterjedése mekkora technológiai munkanélküliséget okoz, akkor nem az állás – mint például Frey és Osborne (2017) sokat hivatkozott írásában –, hanem a feladat a megfelelő elemzési egység. Minden egyes munkakör heterogén képességeket igénylő feladatok halmazából tevődik össze, így az automatizálás a feladatkörök átrendeződését és nem feltétlenül az állások megszűnését vonja maga után (Arntz et al., 2016). Mindebből az is következik, hogy a technológiai munkanélküliség feladatalapú megközelítéssel készített előrejelzései jóval kisebb pusztító hatást vetítenek előre, mint a technológiának kitett álláshelyek megszűnésének számát felbecsülő előrejelzések.

Az AI munkaerőpiaci hatásait vizsgáló legújabb irodalom is erre a feladatalapú hagyományra épít, és megállapítja, hogy mivel az AI-rendszerek jól körülhatárolható feladatokat automatizálnak (Acemoglu & Restrepo, 2019a; Bonney et al., 2024), nem maguk az AI-nak kitett foglalkozások szűnnek meg, hanem egy-egy foglalkozáson belül átrendeződnek a feladatok (Humlum & Vestergaard, 2025). Egy részük kiesik, ugyanakkor a hozzájuk kapcsolódó, nem automatizált feladatok felértékelődnek, és gyakran új feladatok is bekerülnek az átalakuló munkakörbe.

A GVC-irodalomból átvett feladatalapú megközelítés tehát kisebb AI okozta technológiai munkanélküliséget vetít előre, mint az AI-nak kitett és ennek következtében megszűnő állások számára vonatkozó előrejelzések.

Mindebből azt az optimista következtetést is levonhatnánk, hogy amennyiben az AI-alkalmazásokba beruházó cégek egyúttal rugalmasan át is alakítják a foglalkoztatottak feladatainak összetételét, és a foglalkoztatottak tanulási és alkalmazkodóképessége is megfelelő,² az AI okozta technológiai munkanélküliség kisebb lesz annál, mint amit az AI-nak kitett és megszűnő álláshelyek számára vonatkozó első előrejelzések sugallnak (Davenport & Paredes, 2025). Susskind (2024) „bekebelezési tétele” azonban más megvilágításba helyezi ezt az optimista következtetést. Susskind az AI képességeinek páratlanul gyors fejlődéséből indul ki, és megállapítja, hogy az automatizálható feladatok köre egyre bővül (az AI egyre több feladat bekebelezésére képes). Ahol ma még a technológia támogató, az emberi hozzájárulást és az emberi képességeket felértékelő szerepe is érvényre jut, holnap már ott is bekövetkezhet az automatizáció (Raj et al., 2026). Számos illusztratív példa dokumentálja, hogy mihelyt a „támogatott” foglalkoztatottak visszajelzése alapján tökéletesített AI-megoldások fejlettsége meghaladja az autonóm működést lehetővé tevő küszöbértéket, a támogató, felértékelő hatás átadja a helyét az automatizálásnak.

Tanulságos az a Fülöp-szigeteki példa, amely egyszerre illusztrálja a bekebelezési tézist és az AI támogató hatásának átmenetiségét. A telefonos ügyfélszolgálatok azon dolgozói, akik az AI automatizációs hatásának következtében elveszítik az állásukat, ma még könnyen találnak olyan új munkahelyet, ahol kamatoztathatják a korábbi állásukban megszerzett AI- és egyéb informatikai képességeiket. Ők távfelügyelik például a japán üzletekben áru-feltöltést végző robotokat. Ezek a robotok ma még nem tökéletesek, elejthetnek árucikkeket, amelyek ha elgurulnak, akadályozzák más mobil robotok munkáját. A távfelügyelők VR-szemüveggel és joystickkel felszerelve irányítják a robotokat, és helyrehozzák a problémákat. Kollégáik a nagy nyelvi modellek kódolási képességeit kihasználva javítják azokat a szoftverhiányosságokat, amelyek e robotoknak a valós környezetben felmerült problémáit előidézték. A távfelügyelet monoton, állandó koncentrációt igénylő, idegörlő munka (egy foglalkoztatott 50 – különböző telephelyeken működő – robotot felügyel). Nagyobb gond, hogy ezek az új feladatok csak korlátozott ideig biztosítanak megélhetést: mihelyt egy-egy telephelyen a robotok – távfelügyelők segítségével tökéletesített – munkájának hibaszázaléka meghatározott szint alá süllyed, nincs többé szükség a távfelügyeletre (Beltran, 2025).

A bekebelezési tételből és az azt alátámasztó első tapasztalatokból arra következtethetünk, hogy *az AI okozta technológiai munkanélküliség mértékét feladatalapú megközelítéssel felmérő, illetve a megszűnő álláshelyek számának becsült értékéből kiinduló előrejelzések eredménye idővel (némileg) konvergál.*

Mindez különösen érvényes azokban a munkakörökben, ahol a feladatok támogatására kifejlesztett, specializált AI-modelleket vezetnek be. Ahogyan ezek a modellek fejlődnek, egyre több feladatot automatizálnak.

A jogi munkafolyamatok támogatására kifejlesztett Harvey elődei például kezdetben csupán a jogszabályok és a vonatkozó precedensek gyors felkutatásában segítettek.

² Mivel az utóbbi évek AI-fejlesztései elsősorban a tudásigényes munkakörökben foglalkoztatottak feladatait képesek automatizálni, az AI-nak kitett munkakörökben foglalkoztatottak alkalmazkodóképessége meghaladja a korábbi automatizálási és kiszervezési/kihelyezési hullámokban érintett foglalkoztatottakét: ezt Manning és Aguirre (2026) számításai pontosan dokumentálták is.

A későbbi fejlesztésű Harvey már a jogi dokumentumok elemzésére (az esetleges hibák feltárására) is képessé vált, majd átvette a jogi dokumentumok elkészítésének feladatát is. A modell fejlődése következtében csökkent a frissen végzett jogászok iránti kereslet (Brynjolfsson et al., 2025). A korai vállalati *chatbotok* főként csak a gyakran ismételt kérdések megválaszolására voltak képesek. A mai modellek (például a Salesforce Einstein) már komplex ügyfélkapcsolat-menedzselési (CRM), sőt proaktív ügyfélszerzési feladatokat is végeznek, így nem csupán a CRM-munkatársak, de a kezdő értékesítési munkatársak feladatait is automatizálják. Hasonló folyamatok és hatások figyelhetők meg egyebek mellett a szoftverfejlesztés (Claude Code, Github Copilot) és az alkalmazott grafika (Midjourney) területén is.

A specializált modellek tehát egy-egy munkakör feladatait növekvő mélységben automatizálják, ami az adott munkakörben foglalkoztatottak számának nagyobb arányú csökkenéséhez vezet, mint az AI-alapmodellekkel (ChatGPT, Claude, Gemini) támogatott munkakörök esetében.

Vegyük észre, hogy az AI munkaerőpiaci hatásai vonatkozásában a köztudatba csupán nemrég bekerült bekebelezési metafora az értékláncok fejlődésére is alkalmazható lett volna. Ugyanez a bekebelezés zajlott le a feladatok kiszervezésekor/kihelyezésekor. E feladatok köre egyre bővült: az egyszerű megmunkálási, összeszerelési tevékenységeket komplexebb gyártási feladatok követték, idővel pedig a szolgáltatások és az innováció kihelyezése/kiszervezése került az értéklánckutatások középpontjába (Linares-Navarro et al., 2014; Liu & Trefler, 2019).

Mindazonáltal a kiszervezés/kihelyezés bővülésének a küldő országok munkaerőpiacára (foglalkoztatására és bérszínvonalára) gyakorolt hatása messze nem volt egyértelmű (Hummels et al., 2018). Ezek a hatások ugyanis olyan erősen függenek a kontextustól, olyan nagyszámú ország-, iparág- és cégspecifikus jellemző alakítja a végső mérleget (amit a munkaerő mobilitása és termékspecifikus sajátosságok is befolyásolnak), hogy még hosszabb távon is erős leegyszerűsítés lenne a hatások mértékéről (sőt akár az irányáról is) általános érvényű következtetéseket megfogalmazni.

Mindez az AI munkaerőpiaci hatásaira is érvényes: a végső mérleget feladat-specifikus³ és AI-modelltől⁴ függő tényezőktől kezdve az iparági szerkezeten, intézményi sajátosságokon, a technológia elterjedésének sebességén és mélységén, továbbá a munkaerő készség szerkezetén, alkalmazkodóképességén és a cégek munkaerő-felhasználási stratégiáján át (Fügener et al., 2026) a kereslet és az üzleti környezet alakulását befolyásoló mechanizmusokig számos összetevő befolyásolja.

³ Míg egyes feladatokat az AI átvesz (automatizál), más feladatok esetében a technológia támogató hatása érvényesül. A részfeladatok automatizálása egyes tevékenységek esetében kevesebb szakértelmet igényel (Autor & Thompson, 2025), és így csökkenti az adott munkakör belépési korlátait is. (Például mivel ma már az AI választja ki a célhoz vezető optimális útvonalat, elvileg bárki lehet taxisofőr – nem kell a város összes utcáját és útvonalait ismernie.) Más részfeladatok automatizálásának hatására azonban az adott állás betöltéséhez szükséges szakmai követelmények növekedni fognak (emelkednek a belépési korlátok), mert az AI által támogatott humán foglalkoztatottak az átlagosnál komplexebb feladatokra specializálódnak (például a marketingesek, a jogászok, a vezetési tanácsadók). Ez utóbbi jelenség tükröződik a frissdiplomások iránti munkaerőpiaci kereslet erőteljes csökkenésében (Brynjolfsson et al., 2025).

⁴ Aszerint, hogy alapmodellekről vagy dedikált, szakmaspecifikus modellekről van-e szó.

Feljebb lépés az értékláncelméletben, feljebb lépés az AI hatására

Az értékláncelmélet a kiszervezési/kihelyezési feladatokat elnyerő, periférikus értékláncszereplők feljebb lépését a relatíve alacsony hozzáadott értékű tevékenységek felől a magasabb hozzáadott értékűek felé történő elmozdulásként értelmezi (Gereffi, 1999; Humphrey & Schmitz, 2002). Ez történik például, amikor az anyavállalatok egyre komplexebb termékek gyártósorait telepítik át az alacsonyabb bérszintű országokban működő leányvállalataikhoz, és/vagy egyre tudásigényesebb feladatokat bízhatnak az alacsony bérszintű országokban működő szolgáltató központjukra, vagy amikor idővel az alacsony bérszintű országokban működő leányvállalatok a kihelyezett gyártás mellett már annál tudásigényesebb és magasabb fajlagos hozzáadott értéket teremtő üzleti funkciókat (beszerzés, tesztelés, kutatás-fejlesztés) is ellátnak (ezt nevezzük funkcionális feljebb lépésnek).⁵

A tapasztalatok szerint az operatív feladatok leányvállalati szintre delegálásával az anyavállalatok is feljebb lépnek: a korábbiaknál magasabb szintű, nagyobb hozzáadott értéket teremtő feladatokat végeznek, az így felszabaduló erőforrásaikat pedig azokra a tevékenységekre összpontosítják, amelyek a tulajdonosi előnyüket a leginkább meghatározzák (Szalavetz, 2019). Hasonlóképpen, a relokáció következtében az adott feladatkört elvesztő, magasabb bérszintű országokban működő leányvállalatok sorsa sem kizárólag a bezárás lehet: gyakran más, a korábbiaknál magasabb szintű feladatokat kapnak. Az értéklánc operatív feladatokat elvesztő szereplői tehát gyakran feljebb lépnek: a feladatkörük összetételének változásával az általuk megtermelt fajlagos hozzáadott érték növekszik. Fontos hangsúlyozni, hogy *fajlagos* (egy foglalkoztatottra jutó) és nem feltétlenül abszolút hozzáadottérték-növekedés történik, hiszen a termelési feladatok kihelyezésével/kiszervezésével az eredeti telephelyeken radikálisan csökkenhet a létszám, emiatt gyakran az adott telephelyen megtermelt teljes (abszolút) hozzáadott érték is kisebb lehet.

Ami az AI munkaerőpiaci hatásait illeti, az analógia egyértelmű. Amikor az AI egyes feladatokat automatizál, az esetek zömében az adott feladatkört elvesztő foglalkoztatottak feljebb lépnek. Az automatizált feladatok kiesésével a humán foglalkoztatottak feladatköre átrendeződik (Humlum & Vestergaard, 2025): azokra a tevékenységekre fordítják a felszabaduló erőforrásaikat, amelyek esetében a humán intelligenciájukból fakadó komparatív előnyük a legnagyobb; az értékláncelméletben ez a funkcionális feljebb lépésnek feleltethető meg.⁶ Az automatizálás eredményeként a feladataik összességében a korábbiaknál magasabb szintűek és kreatívabbak lesznek, vagyis az AI által támogatott foglalkoztatottak fajlagos hozzáadottérték-termelése nő.

⁵ A feljebb lépés egyéb típusainak – csakúgy, mint az értéklánc-irodalom más alapvető kategóriáinak – részletes tárgyalása túlmutat e tanulmány keretein: e helyütt kizárólag az AI munkaerőpiaci hatásainak értelmezése szempontjából fontos analógiákkal foglalkozom.

⁶ Kódolás helyett például dizájnfeladatokra szakosodnak: a létrehozandó szoftver tartalmának és struktúrájának megszervezésére, rendszertervezésre, felhasználói felületek tervezésére stb. A funkcionális feljebb lépés mellett a folyamat alapú feljebb lépés is közvetlen analógiát kínál, hiszen a foglalkoztatottak AI-alkalmazásokat használnak a munkafolyamataik termelékenységének növelésére.

Merészebb analógiát alkalmazva, az AI-nak kitett munkakörökben a humán foglalkoztatottak feljebb lépését úgy is értelmezhetjük, hogy míg korábban a specializált beszállító feladatait végezték, most az értékláncok koordinátorainak feladatait veszik át. A beszállítók a feladatok szakszerű *elvégzésére* szakosodnak. Ezt a feladatkört veszi át a foglalkoztatottaktól az AI. A foglalkoztatott feljebb lép: a feladat elvégzése helyett *megtervezi*, milyen lépéseket végezzen el az AI, és *kiadja* neki a feladatokat. *Irányítja* a munkafolyamatot, *ellenőrzi* az elvégzett munka minőségét, és *integrálja* az AI által elvégzett részfeladatokat – ezek mind koordinátori tevékenységek! Ezek mellett a foglalkoztatottak hatáskörében maradnak az *értékesítéshez kapcsolódó interakciók* (a jogászok, a tanácsadók, a marketingszakemberek és a szoftverfejlesztők például az ügyfelekkel megbeszélik a részben az AI által elvégzett munka eredményeit és a szükséges módosításokat); ez utóbbiakat az értékláncok koordinátorai általában szintén központi hatáskörben tartják.

Az érem másik oldalaként egy adott feladatmennyiség elvégzéséhez szükséges humán hozzájárulás részaránya csökken. A vállalat szintjén kevesebb foglalkoztatottra van szükség: *a foglalkoztatottak relatív hozzáadott értéke csökken*, hiszen az AI átveszi a feladatok egy részét. A foglalkoztatottak által megtermelt hozzáadott érték relatív csökkenését egy másik, az értékláncelméletből átvett fogalommal is érzékeltethetjük. A nemzetközi kereskedelmet hozzáadottérték-alapon számba vevő elemzések megkülönböztetik az export, az import és a végső felhasználás hazai és külföldi hozzáadott értékét (Gáspár & Koppány, 2020; Guilhoto et al., 2022). *Ad analogiam* az AI korában a kibocsátás a foglalkoztatottak és az AI által létrehozott részből áll össze, és ez utóbbi aránya várhatóan gyorsan emelkedik.

Ma már nagy erővel folynak az AI-jal kapcsolatos inputok és az AI-inputokra visszavezethető tőkeszolgáltatás részarányának, valamint az AI által megtermelt hozzáadott értéknek a számszerűsítését célzó kutatások (például az ENSZ Statisztikai Bizottsága, az IMF, az OECD, a Bureau of Economic Analysis kutatásai a nemzeti számlák rendszeréhez kapcsolódó szatellit számlák kialakításán munkálkodnak). Az AI növekvő szerepét dokumentáló eddigi kutatások a használat intenzitását mérték (például McElheran et al., 2024), vagy az AI használatának következményei alapján következtettek a technológia növekvő szerepére. Pastor-Merino és szerzőtársai (2026) például spanyol cégek mintáján erős összefüggést állapítottak meg az AI alkalmazása és a cégek hozzáadott értéke között: az AI-megoldásokat alkalmazó cégek átlagos hozzáadott értéke jóval (48 százalékkal) több volt, mint az ilyen megoldásokat nem alkalmazó cégeké, sőt a technológiát intenzíven (több üzleti funkcióban) alkalmazó cégek esetében az átlagos hozzáadott érték 67 százalékkal haladta meg a technológiát nem alkalmazó cégekéit. Említésre méltó az az elemzés is, amely az AI-alapú innováció és a munka- és tőkejövedelmek összefüggéseit vizsgálja 21 európai országban, és szoros összefüggést talál az AI-jal kapcsolatos szabadalmak növekedése és a munkajövedelmek részesedésének csökkenése között (Minniti et al., 2025). Az analógiákat az 1. táblázat összegzi.

A táblázathoz két megjegyzést is kell fűznünk. Először is, fontos hangsúlyozni, hogy az értékláncelméletben a feljebb lépést a leggyakrabban nem az egy adott feladatkört elvesztő, hanem a kiszervezett/kihelyezett tevékenységeket elnyerő

1. táblázat

A feljebb lépő szereplők által megtermelt hozzáadott érték

Hozzáadott érték	A feladatkört a kiszervezés/ kihelyezés miatt elvesztő szereplő (anyavállalat, fejlett országban működő leányvállalat)	A feladatkört az AI alkalmazása miatt elvesztő szereplő (egyéni munkavállaló)
Fajlagos	növekszik	növekszik
Relatív (a feladatkört elnyerő szereplőhöz képest)	csökkenhet	csökken
Abszolút	csökkenhet	nő (a teljes állomány szintjén ma még kérdéses)

Forrás: saját szerkesztés.

szereplők vonatkozásában vizsgálják. Azt a jelenséget helyezik tehát nagyító alá, hogy a munkaigényes és egyszerű tevékenységeket fogadó országok szereplői miért és miként válnak képessé arra, hogy egyre komplexebb és tudásigényesebb feladatokat is elvégezzenek (Fernandez-Stark & Gereffi, 2019; Gereffi, 1999; Humphrey & Schmitz, 2002). Ebben a cikkben azonban a feladatokat elvesztő szereplők feljebb lépésével foglalkozom, mert a vizsgált munkaerőpiaci hatások szempontjából ez kínál analógiát.

Másodszor, a táblázat első oszlopában szereplő két „csökkenhet” kimenettel kapcsolatban kell megjegyeznünk a következőket. Elképzelhető ezzel ellentétes forgatókönyv is, amikor az áttelepített gyártási folyamatok helyett a magas bérszintű országokban működő leányvállalatok új gyártási feladatokat is kapnak, például a korábbi termékeknél technológiailag komplexebbeket kezdenek gyártani: ebben az esetben az ott előállított abszolút hozzáadott érték – a gyártott mennyiség függvényében – növekedhet. Ha a relokáció következtében a magas bérszintű országokban működő leányvállalatok kizárólag magas szintű K + F- és értékesítési feladatokra szakosodnak, akkor sem egyértelmű, hogy az általuk megtermelt abszolút és a feladatkört elnyerő szereplőhöz viszonyított relatív hozzáadott értékük csökkenni fog a relokációt követően. Gondoljunk Dedrick és szerzőtársai (2010) közismert tanulmányára, amelyben a szerzők az Apple iPod teljes hozzáadott értékének megoszlását térképezték fel, és bemutatták, hogy a gyártás alig mérhető arányban járul hozzá a teljes hozzáadott értékhez. Tegyük hozzá, az egyes leányvállalatoknál kimutatott hozzáadott értéket a vállalati központ döntései is erőteljesen befolyásolják. Összességében egyáltalán nem egyértelmű, hogy a relokációt „elszenvedő”, magas bérszintű országokban működő leányvállalatok által megtermelt abszolút és relatív hozzáadott érték csökkenni fog.

Az 1. táblázatban az abszolút hozzáadott érték alakulását bemutató sor arra hívja fel a figyelmet, hogy a feljebb lépési analógia önmagában nem alkalmas arra, hogy megalapozott következtetéseket vonjunk le az AI munkaerőpiaci hatásairól. Azt a kérdést is meg kell vizsgálnunk, hogy összgazdasági szinten miként

változik a humán hozzáadottérték-termelés a feladatok AI-nak történő átadásával.⁷ A GVC-irodalomból átvett feljebb lépési analógia ugyanis csak abban az esetben adhatna okot az AI munkaerőpiaci hatásaival kapcsolatos mérsékelt optimizmusra, ha a humán hozzáadottérték-termelés összességében nem csökkenne meghatározott küszöbérték alá.

Az AI társadalmi, munkaerőpiaci hatásaival foglalkozó szakirodalomban olyan foratókönyvek is megjelennek, amelyek mérséklék a Susskind (2024) bekebelezési tételéből fakadó aggodalmakat. Eszerint az AI hatására új képességeket igénylő új munkakörök keletkeznek. A megnövekedett jólét pótlólagos keresletet teremt, ami a munkaerő iránti keresletet is növelheti. Mindez részben semlegesíti az AI munkaerő-megtakarító hatásait, sőt mind a bérekre, mind a foglalkoztatásra kedvező hatást gyakorol (Acemoglu, 2025; Acemoglu & Restrepo, 2019b; Autor et al., 2024; Babina et al., 2024).

Mivel az AI hatásaira visszavezethető kedvezőtlen munkaerőpiaci jelenségek az első statisztikai kimutatásokban már meg is jelentek,⁸ ennek az optimista foratókönyvnek az esélyét sokan vitatják.⁹ Vegyük azt is figyelembe, hogy a munkaerőpiaci hatások számottevő késleltetéssel érvényesülnek, így az egyes foratókönyvek esélyeinek elemzése helyett célszerűbb azt megvizsgálni, milyen analógiát kínál az értéklánc-irodalom a humán hozzáadottérték-termelés abszolút értékét meghatározó, humán felelősségi körben tartandó feladatokkal kapcsolatban.

A földrajzi feldarabolódás határait tárgyaló értéklánc-irodalom tanulságai

Az értékláncelmélet egyik fontos megállapítása, hogy a kiszervezés/kihelyezés mértékét gazdasági (például tranzakciós és koordinációs költségek) és stratégiai megfontolások, geopolitikai és egyéb kockázatok, továbbá intézményi és szabályozási korlátok is befolyásolják (Contractor et al., 2010; Petricevic & Teece, 2019).¹⁰

Stratégiai korlátot jelent például, hogy az anyavállalatok (illetve az értékláncok koordinátorai) a saját hatáskörükben tartják azokat a feladatokat, amelyek a teljes megtermelt hozzáadott értékből való részesedésük arányát a leginkább befolyásolják (Buckley, 2009; Mudambi, 2008; Pananond et al., 2020). Ahogy korábban említettem, a bekebelezési metafora e stratégiai korlátokra is alkalmazható volt: a cégek folyamatosan újradefiniálták, mit tekintenek központi hatáskörben tartandó, a tulajdonosi

⁷ Bár fontos kérdés, hogy globális szinten milyen különbségek vannak az AI munkaerőpiacra gyakorolt hatásában, és miként alakul az országok közötti egyenlőtlenség a munkaerőnek megmaradó hozzáadottérték-termelés tekintetében (hiszen a fejlődő országok munkavállalóinak AI-kitettsége eltér a fejlett országokétól), ebben a tanulmányban kizárólag a fejlett országokkal foglalkozom.

⁸ Ilyen például a frissdiplomások iránti munkaerőpiaci kereslet csökkenése (Brynjolfsson et al., 2025) és az AI-nak kitett, felsőfokú végzettséget igénylő munkakörökben a foglalkoztatás lassuló növekedése, sőt csökkenése (különösen a szabadúszók körében – Hui et al., 2024).

⁹ Lásd Szalavetz (2026) összefoglalóját.

¹⁰ E korlátok részletes tárgyalása túlmutat e tanulmány keretein: e helyütt kizárólag az AI munkaerőpiaci hatásainak értelmezése szempontjából fontos analógiákkal foglalkozom.

előnyeiket döntően meghatározó tevékenységnek. Így idővel a kiszervezett/kihelyezett feladatok köre mennyiségileg és minőségileg is bővült (Contractor et al., 2010; Linares-Navarro et al., 2014).

Az AI-nak átadott feladatok esetében a kiszervezés mértékét (mármint hogy a feladatok mekkora hányadát tartják meg emberi hatáskörben) szintén *stratégiai, technikai, gazdasági, etikai, szabályozási*,¹¹ továbbá *piaci* (keresleti) tényezők korlátozzák (Susskind, 2025). A gazdasági korlátok a humán munkaerő komparatív, a stratégiai korlátok pedig az abszolút előnyeivel függenek össze. A komparatív előnyök abból fakadnak, hogy néhány, elvileg automatizálható feladat tényleges automatizálása túlzott mennyiségű számítási kapacitást¹² emésztene fel: ennek költségeit figyelembe véve jobban megéri embereket foglalkoztatni. Az abszolút előnyök közé tartozik a széles körű és folyamatosan változó kontextus átlátásának és a célok ennek megfelelő módosításának, valamint új problémák megfogalmazásának és a többlépcsős logikai levezetésnek a képessége (Agrawal et al., 2025; Davidson, 2025). Egy további, az irodalomban csupán közvetve említett abszolút előny a minőségérzék: részben a korábbi tapasztalataikra (rejtett tudásukra), részben pedig – nem feltétlenül kodifikált – kritériumokra, normákra, hagyományokra, értékekre támaszkodva az emberek meg tudják ítélni a kibocsátás minőségét (Niederhoffer et al., 2025).

Figyeljük meg, hogy egyes előnyök visszaköszönnék az értékláncok koordinátorainak tulajdonosi előnyeiket taglaló irodalomban. Az emberi átlátóképességnek az értékláncelméletben a rendszer-integrációs képesség felel meg: az értékláncok vezető vállalata átlátja, rendszerben szemléli a földrajzilag szétdarabolódott tevékenységeket és azok összefüggéseit (Brusoni et al., 2001; Buckley, 2009; Hobday et al., 2005; Kano, 2018), továbbá képes az értéklánc szereplőinek tevékenységét irányítani, optimalizálni és új irányokat kijelölni számára.

Következésképpen – értéklánc-analógiával kifejezve – a humán foglalkoztatott az értéklánc koordinátorának tekinthető: a humán-AI együttműködésben az ember szabja meg a célokat, ő határozza meg, mit tekint megfelelő minőségű teljesítésnek, irányít, ellenőriz, és megtartja a stratégiai döntés jogát. Az AI ezzel szemben a munka elvégzésére szakosodott „beszállító” szerepkörének feleltethető meg.

Bár az AI-nak történő kiszervezés termelési és piaci korlátai – a munkaerő abszolút előnyeiből következően – még számos területen érvényesülnek, a cégek mindennapi tapasztalata, hogy e korlátok fokozatosan és megállíthatatlanul veszítenek hatáosságukból. Az AI tökéletesedésével egyre több területen valósul meg az autonóm, emberi felügyelet nélküli működés.

¹¹ A jelenlegi szabályozás értelmében meghatározott, kritikus jelentőségű és kockázatos feladatokat nem szabad teljes egészében az AI-ra bízni – lásd például az EU mesterséges intelligenciáról szóló rendeletének 14. cikkét (Európai Parlament és a Tanács, 2024).

¹² Az AI-alkalmazásokhoz szükséges számítási kapacitás költségeit jelenleg két, egymással ellentétes hatású tényező befolyásolja. Egyfelől a tokenek ára radikálisan csökkent, ugyanakkor egy-egy feladat végrehajtásához az érvelő-következtető AI-modellek ma nagyságrendekkel több tokent használnak fel, mint a hagyományos modellek. Ez összességében a költségek megugrásához vezetett (Spark, 2025).

Csökkenő erejű korlátok – néhány példa

A feladatok AI-nak történő kiszervezése egyre kevésbé ütközik technikai korlátokba. Az Anthropic 2026-ban piacra vitt Claude Code ügynöke emberi beavatkozás nélkül kifejleszti a neki megadott feladatok elvégzését lehetővé tevő programot. Ma már az AI-modellek további fejlődése is az autonóm működést példázza: a modellek önfejlesztővé váltak, vagyis már maguk a modellek készítik el a saját újabb, fejlettebb verzióikat (Heikkilä et al., 2026).

Az autonóm működés látványos új területe az „önvezető” kutatási laboratóriumok világa, amelyekben az AI-ügynökök a hipotézisgenerálástól kezdve a kísérletek megtervezésén, végrehajtásán, az adatok elemzésén és értelmezésén át a következtetések levonásáig, a kiinduló hipotézis módosításáig és az ennek megfelelő új kísérleti körök végrehajtásáig mindent önállóan elvégeznek (Tobias & Wahab, 2025).

Ami a piaci korlátokat illeti (vagyis hogy a piac gyakran az emberi munkaerőt preferálja), idővel és az AI tökéletesedésével valószínűleg ezek is mérséklődnek: a piac egyre több esetben fogadja majd el az ember felügyelete nélküli AI-szolgáltatásokat, különösen, ha azok jelentős költségelőnyökkel járnak. A tanácsadó cégek árbevételén már érződik, hogy a kis- és közepes vállalatok inkább AI-modellek készítette elemzésekre épülő stratégiai tanácsokat fontolnak meg, és nem „hivatásos” tanácsadó cég szolgáltatásait veszik igénybe (Economist, 2025). A *software-as-a-service* szolgáltatást kínáló technológiai cégek tőzsdei értékének 2026-os drámai csökkenését a kommentátorok egyöntetűen úgy értelmezték, hogy a tőzsde beárazta az AI képességeinek látványos növekedését, ami radikálisan csökkentheti a piaci keresletet e cégek szolgáltatásai iránt (Cohan, 2026). Elképzelhető, hogy idővel és az AI tökéletesedésével az AI-hoz képest lassú felfogású és jóval költségesebb munkaerő egyre több területen bizonyul a hatékonyság szűk keresztmetszetének, vagyis a humán–AI együttműködésben végzett munka hatékonysága egyre több területen marad el a kizárólag az AI által végzett munkáétól (Vaccaro et al., 2024). Elgondolkodtató igazság, hogy a humán munkaerő abszolút hátránya esetében a morális és preferenciális piaci megfontolások legfeljebb szűk szegmensekben érvényesülnek (itt a zöld termékeket preferáló, tudatos vásárlók szegmense kínálozik a *made by humans* analógiájaként).

Az AI megállíthatatlannak tűnő előretörését – látszólag – egy másik stratégiai korlát, a feladatok összefüggéséből fakadó akadály is fékezi. Az értékláncok földrajzi feldarabolódásának korlátai ebben a tekintetben is közvetlen analógiát kínálnak.

Az értékláncelméletben korán megfogalmazták azt a tanulságot, hogy az egyes üzleti funkciók szorosabban kapcsolódnak egymáshoz, mint ahogyan azt a kiszervezési/kihelyezési döntések megszületésekor feltételezték. *A feladatok nem egyenként, hanem egymással összefüggő, gyakran egymásra építő módon járulnak hozzá a teljes hozzáadott értékhez.* A feladatok túlzott földrajzi feldarabolása visszaüt: a gyorsan emelkedő tranzakciós és koordinációs költségek csökkentik a kiszervezés/kihelyezés hatékonyságát, és veszélyeztetik a megtérülését (Buckley, 2009; Kano, 2018; Larsen et al., 2013). Részben erre vezethető vissza, hogy a kiszervezésnek/kihelyezésnek a küldő fél teljesítményére (például a termelékenységre, profitjára, innovációs képességére) gyakorolt hatása nem egyértelmű.¹³

Ez a felismerés tükröződik abban is, hogy a *szétválasztással, feldarabolódással (unbundling, fine-slicing)* összefüggő témák mellett (Baldwin, 2006; Buckley, 2009)

¹³ Lásd Lahiri (2016) áttekintését.

idővel új kérdések kerültek az értékláncok elemzésének fókuszába. Mielőtt nyilvánvalóvá vált, hogy a kiszervezés/kihelyezést követően a teljesítmény javulása gyakran elmarad a várt mértéktől, például mert napvilágra kerültek olyan költségek, amelyekkel korábban nem számoltak (Larsen et al., 2013), az értékláncelmélet hagyományos témái¹⁴ mellett *egyre nagyobb hangsúlyt kapott a kiszervezés/kihelyezés irányítása és integrációja*. Az elmélet egyre inkább a tevékenységek optimális integrációját elősegítő szervezeti és GVC-kormányzási megoldásokat tekintette a GVC-koordinátorok tulajdonosi előnyeit alapvetően meghatározó tényezőknek (Gereffi et al., 2005; Kano, 2018; Pananond et al., 2020; Srikanth & Puranam, 2011).

A munkafeladatok automatizálásában (AI-nak történő átadásában) ugyanez a jelenség és ugyanez a szemléletváltozás figyelhető meg. Az AI termelékenységre gyakorolt hatásával kapcsolatos első tapasztalatok messze nem voltak egyértelműek: a kedvező hatások kontrollált kísérletekben, egyéni szinten jelentkeztek, a gyakorlatban azonban a cégek szűk körére korlátozódtak (Challapally et al., 2025). Ráadásul a vizsgált cégek többségénél átmenetileg még romlott is a termelékenység, mielőtt újra javulni kezdett volna (McElheran et al., 2025). A teljesítmény vártnál kisebb javulását az elemzők úgy magyarázták, hogy az egymásra épülő, egymással összefüggő feladatok szétválasztása termelékenységi problémákat okoz (Brynjolfsson et al., 2018). Amikor ugyanis egy-egy konkrét hatékonysági problémát – részleges – automatizálással próbálnak megoldani, újabbak merülnek fel, és új szűk keresztmetszetek keletkeznek. Mindez arra vezethető vissza, hogy még egy-egy munkakörön belül is heterogén hozzáadott értékű, könnyen, illetve nehezebben automatizálható feladatok kapcsolódnak össze. Ha ezeknek csak egy részét automatizálják, könnyen előfordulhat, hogy a termelékenység növekedése a vártnál kisebb lesz.¹⁵ Ahhoz, hogy az AI-nak történő átadás valóban a termelékenység emelkedéséhez vezessen, pótlólagos beruházásokra, szervezeti és vezetési innovációkra van szükség (Brynjolfsson et al., 2021; McElheran et al., 2025).

A vártnál kisebb termelékenységjavulás okainak feltárása ugyanúgy a kutatási fókusz változásához vezetett a feladatok AI-nak történő kiszervezését vizsgáló szakirodalomban, mint ahogyan az az értékláncelméletben is megfigyelhető volt. A fő stratégiai kérdésen túlmenően (vagyis hogy milyen feladatokat automatizáljon és milyeneket támogasson az AI – Fügener et al., 2026; Vaccaro et al., 2024) a kutatók egyre nagyobb figyelmet fordítottak a feladatok újraelosztásával és a kiszervezett feladatok integrálásával kapcsolatos szervezeti, irányítási és menedzsmentkérdésekre (Anthony et al., 2023).

¹⁴ Az értékláncelemzések az értékláncok alkotóelemeinek (a szereplőknek és a tevékenységeknek) összetételét, ezek földrajzi változásait, értéklánc-pozícióját és az egyes értékláncok jellegzetességeit vizsgálják (Antalóczy et al., 2021; Gáspár & Koppány, 2020; Molnár, 2021). A hagyományos elemzési témák közé tartoznak még a tevékenységek földrajzi optimalizálásával összefüggő lokációs és tranzakciós döntések (hogy tudniillik mi az, amit a cégek házon belül tartanak, mi az, amit kihelyeznek, és mit vásárolnak külső szolgáltatóktól) és e döntéseknek az értéklánc különböző szereplőinek versenyképességére gyakorolt hatása (Contractor et al., 2010).

¹⁵ Ha például egy technológiai cég alkalmazottjának feladatkörébe kezdetben a szoftverfejlesztés (kódolás) is és az elkészült program hibáinak kiszűrése és javítása is beletartozik, majd a kódolást automatizálják, az így megtakarított idő valószínűleg kevesebb lesz, mint amennyit a fejlesztő eredetileg a kódolásra fordított, ugyanis a saját kód hibáit jóval könnyebb kiszűrni, mint az AI által készített kódét.

A feladatok AI-nak történő kiszervezése tehát – az értékláncokban megfigyeltékhez hasonlóan – nem csupán egy adott feladat szintjén megtervezendő lépés: az automatizált feladatokat *vissza is kell integrálni* a teljes munkafolyamatba: következésképpen az AI-ba irányuló beruházások gyakran csak számottevő késleltetéssel térülnek meg. Mindez arra is rávilágít, hogy az AI kedvezőtlen munkaerőpiaci hatásai akkor kezdenek majd érzékelhetővé válni, amikor magát az automatizálást kiegészítő szervezeti és vezetési innovációk is termőre fordulnak.

Bár a feladatok összefüggése és egymásra épülése mind az értéklánc-irodalomban, mind az AI munkaerőpiaci hatásai vonatkozásában hasonló megfontolásokat tett szükségessé azzal kapcsolatban, hogy milyen mértékben osztható fel a munka és szervezhető ki az egyes feladatok, az értéklánc-irodalom arra is rámutatott, hogy a feladatok összefüggését nem célszerű csupán a kiszervezés/kihelyezés stratégiai *korlátjaként* értelmezni. Más megközelítésben ez arra is ösztönözheti a cégeket, hogy bővítsék a kiszervezendő/kihelyezendő feladatok körét. Mivel az egymással összefüggő alacsony és magas szintű feladatokat (például a gyártást és az azzal összefüggő K + F-feladatokat) célszerű egymás közelébe telepíteni, előfordulhat, hogy az alacsony szintűnek tekintett feladatok kiszervezésével a küldő országok szereplői elveszíthetik az ezekhez kapcsolódó, magas szintű kompetenciákat igénylő feladatokat is (Castellani & Lavoratori, 2020; Coveri & Zanfei, 2023; Ketokivi & Ali-Yrkkö, 2009).

Az AI munkaerőpiaci hatásait elemzők számára a humán képességek fokozatos erózióját tételező irodalomban találunk kínálózó analógiát. Eszerint a humán–AI együttműködés egyik kedvezőtlen mellékhatásaként a munkaerő fokozatosan elveszíti az AI-ra bízott feladatokkal kapcsolatos kompetenciáit (Shen & Tamkin, 2026; Zhou et al., 2026). Erodálódik az önálló kritikai gondolkodási képessége, a kreativitása, a fogalmazási képessége és az átlátóképessége (az a képesség, hogy elhelyezze az adott feladatot a teljes munkafolyamat rendszerében). Így azonban idővel az állandóan fejlődő AI termékeinek ellenőrzésére és javítására is kevésbé lesz már képes.

Mind az értékláncelméletben, mind a munkagazdaságtan irodalmában érvényes tehát az a megállapítás, hogy *a feladatok összefüggése következtében a funkcionális szétválasztásukkal járó kiszervezésük hátráltatja, de legalábbis késlelteti a teljesítménynek e döntéstől várt javulását*. Ráadásul a túlzásba vitt szakosodás gyakran éppen azoknak a magasabb szintű képességeknek az eróziójához vezet, amelyekre a szereplők szakosodni akartak.

Ezek a tanulságok azonban sem a kiszervezési/kihelyezési döntéseket, sem a feladatok AI-nak történő átadását nem hátráltatták érdemben. A globális értékláncok terjedése (legalábbis a 2008-as válságig) töretlenül folytatódott, sőt – a digitális szolgáltatásokat is figyelembe véve – az értékláncszereplők száma és diverzitása azóta is nő (Szalavetz, 2021).¹⁶ Ami az AI szerepének növekedését illeti, talán nem is a technológia képességeinek páratlan mértékű és sebességű fejlődése és a „bekebelezett” munkafeladatok körének bővülése a leginkább elgondolkodtató, hanem Trammel (2026) elméleti megállapítása. Eszerint *egy-egy munkakörön belül az első néhány feladat automatizálása a teljesítmény*

¹⁶ A globalizáció megtorpanásával kapcsolatos vita (Szanyi, 2023) bemutatása túlmutat a tanulmány keretein csakúgy, mint a világgazdaság új szerveződési formáinak elemzése (Szanyi, 2023, 2024).

kisebb emelkedésével jár, mint a megmaradó feladatok automatizálása, hiszen a teljes automatizálás megszünteti az adott munkakörön belüli szűk keresztmetszeteket (lásd a korábban említett megfontolást arról, hogy a részleges automatizálás során új problémák merülnek fel, és új szűk keresztmetszetek keletkeznek). Az egymáshoz egy munkakörön belül kapcsolódó feladatok és az egymáshoz kapcsolódó munkakörök feladatainak növekvő arányú automatizálásával a teljesítmény tehát nem lineárisan, hanem gyorsulva növekvő ütemben emelkedik. Ezek a megfontolások az AI kedvezőtlen munkaerőpiaci hatásainak erősödését vetítik előre; azt a korábban említett pesszimista hipotézist támasztják alá, amely szerint az AI okozta technológiai munkanélküliség mértékét feladat alapú megközelítéssel felmérő, illetve a megszűnő álláshelyek számának becsült értékéből kiinduló előrejelzések eredménye idővel (némi) konvergál.

Zárógondolatok

A globális értékláncok elméletének három témaköréből vett példákkal szemléltetve, a cikk mellett érvelt, hogy a GVC-irodalom elméleti és empirikus tanulságaira épülő analógiák elősegíthetik az AI munkaerőpiaci hatásainak pontosabb értelmezését.

A cikkben elemzett analógiák (a feladat alapú megközelítés, a feljebb lépés és a feladatok felosztásának határai) valóban elősegítik az AI munkaerőpiaci hatásainak értelmezését. Azt sugallják, hogy

- a technológia nem teljes állásokat szüntet meg;
- a rutinjellegű feladatok kiváltásával elősegíti a foglalkoztatottak által megtermelt fajlagos hozzáadott érték növelését; továbbá
- a technológia munkaerőt helyettesítő hatásának fontos korlátja a feladatok összefüggése (ez utóbbi az AI esetében is gyengíti a „kiszervezés” várható hasznát).

Az elemzésből ugyanakkor az is kiderült, hogy bár ezek az érvek az AI okozta technológiai munkanélküliséggel kapcsolatos pesszimizmust elvileg mérsékelhetnék, az ezekre építő optimista következtetések rendre megkérdőjelezhetők.

Igaz, az első tapasztalatok azt mutatják, hogy teljes állások megszűnése helyett leginkább a feladatok összetétele rendeződött át, de az AI egyre több feladat bekebelezésére képes. Egy idő után az automatizálást már önmagában az is erősítheti, hogy a részlegesen automatizált rendszerekben a foglalkoztatottak válnak a teljesítményjavulás szűk keresztmetszetévé.

Igaz, az AI által támogatott foglalkoztatottak egyre magasabb szintű és nagyobb hozzáadott értéket generáló tevékenységeket végeznek, de ahogy korábban említettem, gyakori, hogy az AI a feljebb lépett foglalkoztatottak maradék feladatait is automatizálja, amíg végül az ember teljesen kikerül a folyamatból. Ennél is fontosabb, hogy a feljebb lépéssel párhuzamosan a foglalkoztatás sok területen csökken. Bár az – állásuk megtartására képes – egyéni munkavállalók feljebb lépnek, és az általuk létrehozott fajlagos hozzáadott érték növekszik, összességében kevesebb humán hozzájárulásra van szükség az adott feladatkör elvégzéséhez. Az erre visszavezethető kedvezőtlen munkaerőpiaci tendenciák, amelyek az első statisztikai kimutatásokban

már meg is jelentek (Brynjolfsson et al., 2025; Hui et al., 2024), a késleltetési hatások miatt a jövőben várhatóan tovább erősödnek.

Igaz, hogy a feladatok összefüggése és egymásra épülése következtében a túlzott kiszervezés és a túlságosan szűk szakosodás a teljesítményt nemhogy nem javítja tovább, de akár ronthatja is. A gyakorlat azonban azt mutatja, hogy a kiszervezéssel rövid távon elérhető (nek vélt) hatékonysági előnyök mindkét összehasonlított területen rendre felülírták a hosszú távú megfontolásokat (ez utóbbiak közé tartozik a kiszervezett feladatokkal kapcsolatos kompetenciák eróziója), vagyis ez nem bizonyult valódi stratégiai korlátnak. Ráadásul a cikkben elemzett kutatások azt is kimutatták, hogy a feladatok összefüggése sokszor nemhogy stratégiai korlátot nem jelentett, de kifejezetten ösztönözte a kiszervezést/kihelyezést. *Ad analogiam* ez előrevetíti, hogy ugyanez az AI esetében a kezdetinél bővebb feladatkört felölélő automatizálást fogja ösztönözni.

Ezek a meglátások összességében a következő *hipotéziseket* alapozzák meg.

1. Bár a részleges automatizálás a megmaradó foglalkoztatottak feljebb lépésével jár, a humán input relatív (az AI-jal összehasonlított) értéke – és így a munkajövedelmek GDP-n belüli aránya is – a jövőben tovább csökken. A másik oldalról ez azt jelenti, az AI által létrehozott hozzáadott érték aránya tovább növekszik.

2. Az AI okozta technológiai munkanélküliség mértékét feladatalapú megközelítéssel felmérő, illetve a megszűnő álláshelyek számának becsült értékéből kiinduló előrejelzések eredménye a jövőben – legalább némileg – konvergál.

Mi az, amiben – az érintett munkaerő átlagosnál jobb alkalmazkodóképességén (Manning & Aguirre, 2026), a humán munkaerőt igénylő, újonnan kialakuló szűk keresztmetszeteken és újonnan keletkező feladatokon, valamint összességében a végső mérleget befolyásoló tényezők sokrétűségén túlmenően – a fejlett országok diplomás munkavállalói mégis bízhatnak? Optimizmusra elsősorban a humán munkaerő komparatív¹⁷ és – jelenleg még – nem elhanyagolható abszolút előnyei adnak okot, ami azt sugallja, hogy ha

– a foglalkoztatottak képesek az AI komparatív előnyeit valóban „támogató üzemmódban”, vagyis úgy hasznosítani, hogy a részfeladatok kiszervezésével ne a saját abszolút előnyeiket erodálják (Shen & Tamkin, 2026; Zhou et al., 2026); és

– a cégek szervezeti és munkaerő-felhasználási stratégiája is ezt tartja szem előtt, vagyis abból indul ki, hogy az AI képességei *a munkaerő komparatív hátrányainak* – az AI-tól messze elmaradó memóriájának és mennyiségi értelemben és sebességben egyaránt gyenge információfeldolgozási képességének – *kompenzálását teszik lehetővé*, vagyis miközben az ilyen képességeket igénylő feladatokat adják át az AI-nak, a foglalkoztatottak abszolút előnyeire építő munkaköröket tovább fejlesztik, és jelentős kognitív

¹⁷ A humán munkaerőnek minden olyan esetben komparatív előnye van az AI-jal szemben, amikor az általa létrehozott hozzáadott érték AI-jal történő helyettesítése olyan mennyiségű számítási kapacitást igényel, amelyet ha máásra használnának, az AI jóval nagyobb hozzáadott értéket tudna létrehozni. Egy pszichológussal töltött óra például elvileg kiváltható AI-jal, de ha ugyanekkora számítási kapacitás felhasználásával az AI más feladatokat végezne, az adott pszichológusi konzultációnál jóval nagyobb értéket is létrehozhatna (a humán komparatív előny az AI adott feladatra történő felhasználásával összefüggő használdozatra vezethető vissza).

erőforrásokat fordítanak arra, hogy intézményi megoldások szülessenek a társadalmi károk mérséklésére és az AI megfelelő (a humán képességeket és teljesítményt erősítő) használatának ösztönzésére;

akkor középtávon talán nem a legpesszimistább forgatókönyvek (Acemoglu et al., 2026; Restrepo, 2025) valósulnak meg.

Hivatkozások

- Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13–58. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In D. Card & O. Ashenfelter (Eds.), *Handbook of labor economics* (Vol. 4, pp. 1043–1171). Elsevier.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019a). Artificial intelligence, automation, and work. In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197–236). University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019b). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3–30.
- Acemoglu, D., Kong, D., & Ozdaglar, A. (2026). *AI, human cognition and knowledge collapse* (NBER Working Paper, No. 34910). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34910>
- Agrawal, A., McHale, J., & Oettl, A. (2025). *AI in science*. <https://www.nber.org/books-and-chapters/economics-science/ai-science>
- Antalóczy, K., Gáspár, T., & Sass, M. (2021). A gyógyszeripari értéklánc sajátosságai Magyarországon. *Közgazdasági Szemle*, 68(6), 645–673. <https://doi.org/10.18414/KSZ.2021.6.645>
- Anthony, C., Bechky, B. A., & Fayard, A. L. (2023). “Collaborating” with AI: Taking a system view to explore the future of work. *Organization Science*, 34(5), 1672–1694. <https://doi.org/10.1287/orsc.2022.1651>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis* (OECD Social, Employment and Migration Working Paper, No. 189). https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jlz9h56dvq7-en
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Autor, D., & Thompson, N. (2025). Expertise. *Journal of the European Economic Association*, 23(4), 1203–1271. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvaf023>
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2024). New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018. *The Quarterly Journal of Economics*, 139(3), 1399–1465. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae008>
- Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>
- Baldwin, R. E. (2006). *Globalisation: The great unbundling(s)*. Graduate Institute of International Studies. https://repository.graduateinstitute.ch/record/295612/files/Baldwin_06-09-20.pdf

- Beltran, M. (2025). *Japanese convenience stores are hiring robots run by workers in the Philippines*. <https://restofworld.org/2025/philippines-offshoring-automation-tech-jobs>
- Bonney, K., Breaux, C., Buffington, C., Dinlersoz, E., Foster, L., Goldschlag, N., Haltiwanger, J., Kroff, Z., & Savage, K. (2024). The impact of AI on the workforce: Tasks versus jobs? *Economics Letters*, 244, 111971. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.111971>
- Brusoni, S., Prencipe, A., & Pavitt, K. (2001). Knowledge specialization, organizational coupling, and the boundaries of the firm: Why do firms know more than they make? *Administrative Science Quarterly*, 46(4), 597–621. <https://doi.org/10.2307/3094825>
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). *Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence*. https://digitaleconomy.stanford.edu/wp-content/uploads/2025/08/Canaries_BrynjolfssonChandarChen.pdf
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy? *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43–47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Buckley, P. J. (2009). Internalisation thinking: From the multinational enterprise to the global factory. *International Business Review*, 18(3), 224–235. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2009.01.006>
- Castellani, D., & Lavoratori, K. (2020). The lab and the plant: Offshore R&D and co-location with production activities. *Journal of International Business Studies*, 51(1), 121–137. <https://doi.org/10.1057/s41267-019-00255-3>
- Challapally, A., Pease, C., Raskar, R., & Chari, P. (2025). *The GenAI divide: State of AI in business 2025*. https://www.artificialintelligence-news.com/wp-content/uploads/2025/08/ai_report_2025.pdf
- Cohan, P. (2026). *SaaSocalypse Now? AI is disrupting SaaS – but not all software is doomed*. <https://www.forbes.com/sites/petercohan/2026/02/06/saasocalypse-now-ai-is-disrupting-saas---but-not-all-software-is-doomed/>
- Contractor, F. J., Kumar, V., Kundu, S. K., & Pedersen, T. (2010). Reconceptualizing the firm in a world of outsourcing and offshoring: The organizational and geographical relocation of high-value company functions. *Journal of Management Studies*, 47(8), 1417–1433. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2010.00945.x>
- Coveri, A., & Zanfei, A. (2023). The virtues and limits of specialization in global value chains: Analysis and policy implications. *Journal of Industrial and Business Economics*, 50(1), 73–90. <https://doi.org/10.1007/s40812-022-00247-9>
- Davenport, T., & Paredes, M. (2025). Can we predict what jobs will AI take? *Harvard Data Science Review*, 7(4). <https://doi.org/10.1162/99608f92.8975ddd1>
- David, P. A. (1990). The dynamo and the computer: an historical perspective on the modern productivity paradox. *The American Economic Review*, 80(2), 355–361. <https://www.jstor.org/stable/2006600>
- Davidson, S. (2025). The limits of artificial intelligence. *The Review of Austrian Economics*. <https://doi.org/10.1007/s11138-025-00705-2>
- Dedrick, J., Kraemer, K. L., & Linden, G. (2010). Who profits from innovation in global value chains? A study of the iPod and notebook PCs. *Industrial and Corporate Change*, 19(1), 81–116. <https://doi.org/10.1093/icc/dtp032>
- Economist. (2025). Who needs Accenture in the age of AI? *The Economist*. <https://www.economist.com/business/2025/06/26/who-needs-accenture-in-the-age-of-ai>

- Európai Parlament és a Tanács. (2024). 2024/1689 *rendelet a mesterséges intelligenciára vonatkozó harmonizált szabályok megállapításáról...* (A mesterséges intelligenciáról szóló rendelet.) https://eur-lex.europa.eu/legal-content/HU/TXT/PDF/?uri=OJ:L_202401689
- Fernandez-Stark, K., & Gereffi, G. (2019). Global value chain analysis: A primer. In S. Ponte, G. Gereffi, & G. Raj-Reichert (Eds.), *Handbook on global value chains* (pp. 54–76). Edward Elgar Publishing.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fügener, A., Walzner, D. D., & Gupta, A. (2026). Roles of artificial intelligence in collaboration with humans: Automation, augmentation, and the future of work. *Management Science*, 72(1), 538–557. <https://pubsonline.informs.org/doi/epdf/10.1287/mnsc.2024.05684>
- Gáspár, T., & Koppány, K. (2020). A globális értékláncok mérése nemzetközi ÁKM-ek alapján. *Statisztikai Szemle*, 98(9), 1035–1065. <http://doi.org/10.20311/stat2020.9.hu1035>
- Gereffi, G. (1999). International trade and industrial upgrading in the apparel commodity chain. *Journal of International Economics*, 48(1), 37–70. [https://doi.org/10.1016/S0022-1996\(98\)00075-0](https://doi.org/10.1016/S0022-1996(98)00075-0)
- Gereffi, G., Humphrey, J., & Sturgeon, T. (2005). The governance of global value chains. *Review of International Political Economy*, 12(1), 78–104. <https://doi.org/10.1080/09692290500049805>
- Gimbel, M., Kendall, J., & Kulsakdinun, R. (2026). *Labor market AI exposure: What do we know?* <https://budgetlab.yale.edu/research/labor-market-ai-exposure-what-do-we-know>
- Grossman, G. M., & Rossi-Hansberg, E. (2008). Trading tasks: A simple theory of offshoring. *American Economic Review*, 98(5), 1978–1997. <https://doi.org/10.1257/aer.98.5.1978>
- Gruner, R. L., & Power, D. (2021). Analogical reasoning guidelines: A review and application to sustainable supply chains. *Supply Chain Management: An International Journal*, 26(2), 153–173. <https://doi.org/10.1108/SCM-12-2019-0450>
- Guilhoto, J. M., Webb, C., & Yamano, N. (2022). *Guide to OECD TiVA indicators* (OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2022/02). https://www.oecd.org/en/publications/2022/04/guide-to-oecd-tiva-indicators-2021-edition_77019d3b.html
- Heikkilä, M., Ring, S., & Thomas, D. (2026). How Anthropics achieved AI coding breakthroughs – and rattled business. *Financial Times*. <https://www.ft.com/content/fd134065-c2c6-4a99-99df-404d658127e6>
- Hobday, M., Davies, A., & Prencipe, A. (2005). Systems integration: A core capability of the modern corporation. *Industrial and Corporate Change*, 14(6), 1109–1143. <https://doi.org/10.1093/icc/dth080>
- Hui, X., Reshef, O., & Zhou, L. (2024). The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market. *Organization Science*, 35(6), 1977–1989. <https://doi.org/10.1287/orsc.2023.18441>
- Humlum, A., & Vestergaard, E. (2025). *Large language models, small labor market effects* (NBER Working Paper, No. 33777). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5250742>
- Hummels, D., Munch, J. R., & Xiang, C. (2018). Offshoring and labor markets. *Journal of Economic Literature*, 56(3), 981–1028. <https://doi.org/10.1257/jel.20161150>
- Humphrey, J., & Schmitz, H. (2002). How does insertion in global value chains affect upgrading in industrial clusters? *Regional Studies*, 36(9), 1017–1027. <https://doi.org/10.1080/003434002200022198>
- Kano, L. (2018). Global value chain governance: A relational perspective. *Journal of International Business Studies*, 49(6), 684–705. <https://doi.org/10.1057/s41267-017-0086-8>

- Ketokivi, M., & Ali-Yrkkö, J. (2009). Unbundling R&D and manufacturing: Postindustrial myth or economic reality? *Review of Policy Research*, 26(1-2), 35–54. <https://doi.org/10.1111/j.1541-1338.2008.00368.x>
- Ketokivi, M., Mantere, S., & Cornelissen, J. (2017). Reasoning by analogy and the progress of theory. *Academy of Management Review*, 42(4), 637–658. <https://doi.org/10.5465/amr.2015.0322>
- Lahiri, S. (2016). Does outsourcing really improve firm performance? Empirical evidence and research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 18(4), 464–497. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12075>
- Larsen, M. M., Manning, S., & Pedersen, T. (2013). Uncovering the hidden costs of offshoring: The interplay of complexity, organizational design, and experience. *Strategic Management Journal*, 34(5), 533–552. <https://doi.org/10.1002/smj.2023>
- Linares-Navarro, E., Pedersen, T., & Pla-Barber, J. (2014). Fine slicing of the value chain and offshoring of essential activities: Empirical evidence from European multinationals. *Journal of Business Economics and Management*, 15(1), 111–134. <https://doi.org/10.3846/16111699.2012.745817>
- Liu, R., & Treffer, D. (2019). A sorted tale of globalization: White collar jobs and the rise of service offshoring. *Journal of International Economics*, 118, 105–122. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2018.11.004>
- Manning, S. J., & Aguirre, T. (2026). *How adaptable are American workers to AI-induced job displacement?* (NBER Working Paper, No. 34705). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34705>
- McElheran, K., Li, J. F., Brynjolfsson, E., Kroff, Z., Dinlersoz, E., Foster, L., & Zolas, N. (2024). AI adoption in America: Who, what, and where. *Journal of Economics & Management Strategy*, 33(2), 375–415. <https://doi.org/10.1111/jems.12576>
- McElheran, K., Yang, M. J., Kroff, Z., & Brynjolfsson, E. (2025). *The rise of industrial AI in America: Microfoundations of the productivity J-curve(s)* (Working Paper, No. 25–27). Center for Economic Studies, U.S. Census Bureau. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5036270>
- Minniti, A., Prettnner, K., & Venturini, F. (2025). AI innovation and the labor share in European regions. *European Economic Review*, 177, 105043. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2025.105043>
- Molnár, E. (2021). *A félperiféria ipara és a globális termelési hálózatok*. Didakt Kiadó.
- Mudambi, R. (2008). Location, control and innovation in knowledge-intensive industries. *Journal of Economic Geography*, 8(5), 699–725. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbn024>
- Niederhoffer, K., Rosen Kellerman, G., Lee, A., Liebscher, A., Rapuano, K., & Hancock, J. T. (2025). AI-generated “workslop” is destroying productivity. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2025/09/ai-generated-workslop-is-destroying-productivity>
- Pananond, P., Gereffi, G., & Pedersen, T. (2020). An integrative typology of global strategy and global value chains: The management and organization of cross-border activities. *Global Strategy Journal*, 10(3), 421–443. <https://doi.org/10.1002/gsj.1388>
- Pastor-Merino, A., Martínez-Barbero, X., Vicente, M. R., & Domenech, J. (2026). Does AI boost firm productivity? A web scraping and LLMs approach. *Telecommunications Policy*, 50(2), 103138. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2025.103138>
- Petricevic, O., & Teece, D. J. (2019). The structural reshaping of globalization: Implications for strategic sectors, profiting from innovation, and the multinational enterprise. *Journal of International Business Studies*, 50(9), 1487–1512. <https://doi.org/10.1057/s41267-019-00269-x>

- Raj, R., Srivastava, A. K., & Behera, R. (2026). Automatio–Augmentation of artificial intelligence and human intelligence. *Technovation*, 152, 103462. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2025.103462>
- Restrepo, P. (2025). We won't be missed: Work and growth in the era of AGI. In *The economics of transformative AI* (NBER Chapters). <https://doi.org/10.3386/w34423>
- Shen, J. H., & Tamkin, A. (2026). *How AI impacts skill formation*. <https://arxiv.org/pdf/2601.20245>
- Spark, Z. (2025). *The LLM cost paradox: How “cheaper” AI models are breaking budgets*. [ikangai.com](https://www.ikangai.com)
- Srikanth, K., & Puranam, P. (2011). Integrating distributed work: Comparing task design, communication, and tacit coordination mechanisms. *Strategic Management Journal*, 32(8), 849–875. <https://doi.org/10.1002/smj.908>
- Sturgeon, T. J. (2008). Mapping integrative trade: Conceptualising and measuring global value chains. *International Journal of Technological Learning, Innovation and Development*, 1(3), 237–257. <https://doi.org/10.1504/IJTLLID.2008.019973>
- Susskind, D. (2024). Technological unemployment. In J. B. Bullock, Y. C. Chen, J. Himmelreich, V. M. Hudson, A. Korinek, M. M. Young, & B. Zhang (Eds.), *The Oxford handbook of AI governance* (pp. 641–659). Oxford University Press.
- Susskind, D. (2025). *What will remain for people to do?* <https://knightcolumbia.org/content/what-will-remain-for-people-to-do>
- Szalavetz, A. (2019). *Globális értékláncok, szakosodás és feljebb lépés. Magyarországi feldolgozóipari leányvállalatok tapasztalatai*. Napvilág Kiadó.
- Szalavetz, A. (2021). Digitális átalakulás és a feldolgozóipari értékláncok új szereplői. *Külgazdaság*, 65(1-2), 137–149. <https://doi.org/10.47630/KULG.2021.65.1-2.137>
- Szalavetz, A. (2026). Hogyan igazodjunk el a mesterséges intelligencia munkaerőpiaci hatásait övező zajban? *Közgazdasági Szemle*, 73(1), 72–94. <https://doi.org/10.18414/KSZ.2026.1.72>
- Szanyi, M. (2023). Deglobalizáció és változó értékláncok? Értelmezési kísérlet a technológiai ciklusok kontextusában. *Külgazdaság*, 67(7-8), 37–65. <https://doi.org/10.47630/KULG.2023.67.7-8.37>
- Szanyi, M. (2024). Platformok és értékláncok. In Szanyi, M., Szunomár, Á., & Török, Á. (szerk.), *Trendek és töréspontok V. Kockázatok és mellékhatások* (240–252. o.). Akadémiai Kiadó. <https://doi.org/10.1556/9789636640323.11>
- Timmer, M. P., Miroudot, S., & de Vries, G. J. (2019). Functional specialisation in trade. *Journal of Economic Geography*, 19(1), 1–30. <https://doi.org/10.1093/jeg/lby056>
- Tobias, A. V., & Wahab, A. (2025). Autonomous ‘self-driving’ laboratories: A review of technology and policy implications. *Royal Society Open Science*, 12(7), 250646. <https://doi.org/10.1098/rsos.250646>
- Trammel, P. (2026). *Workflows and automation*. https://philiptrammell.com/static/Workflows_and_Automation.pdf
- Vaccaro, M., Almatouq, A., & Malone, T. (2024). When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis. *Nature Human Behaviour*, 8(12), 2293–2303. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-02024-1>
- Zhou, Y., Liu, Q., Huang, J., & Li, G. (2026). Creative scar without generative AI: Individual creativity fails to sustain while homogeneity keeps climbing. *Technology in Society*, 84, 103087. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.103087>