

Egy évvel később: mit tanultunk az AI és a közgazdasági kutatás kapcsolatáról?

FERTŐ IMRE*

A tanulmány a mesterséges intelligencia (MI) és a közgazdasági kutatás kapcsolatáról szóló korábbi áttekintés önkorrekciója és továbbgondolása. Amellett érvel, hogy az MI már nem pusztán kutatási segédeszköz, hanem rendszerszintű technológia, amely átalakítja a kutatási munkafolyamatokat, az intézményi hozzáférést, a termelékenységi viszonyokat és a tudományos figyelem szerkezetét. Az agentikus rendszerek megjelenése miatt az oksági validálás munkafolyamat-validálássá bővül. Az új empirikus eredmények alapján az MI termelékenységi hatása nem univerzális, hanem feladat-, felhasználó-, intézmény- és életpályafüggő. A tanulmány bemutatja továbbá, hogy az MI infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdéssé vált, miközben a publikációs normákat, a peer review-t és a közgazdász kutató szerepét is átformálja.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: O33; C55; D83; I23; J24; O38

Kulcsszavak: mesterséges intelligencia; közgazdasági kutatás; oksági következtetés; agentikus rendszerek; termelékenység; tudományos figyelem; kutatási infrastruktúra.

* Fertő Imre főigazgató, ELTE Közgazdaság- és Regionális Tudományi Kutatóközpont, egyetemi tanár, Budapesti Corvinus Egyetem, Fenntartható Fejlődés Intézet.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3742-5964> E-mail: ferto.imre@krtk.elte.hu

A kézirat 2026. május 6-án érkezett a *Külgazdaság* szerkesztőségébe.

<https://doi.org/10.47630/KULG.2026.70.5-6.3>

Abstract

One Year Later: What have we learned about the relationship between AI and economic research?

IMRE FERTŐ

This article revisits and extends an earlier review of the relationship between artificial intelligence and economic research. It argues that AI is no longer merely a research aid, but a systemic technology that reshapes research workflows, institutional access, productivity relations, and the structure of scientific attention. With the emergence of agentic systems, causal validation expands into workflow validation. Based on recent empirical evidence, the productivity effects of AI are not universal, but depend on tasks, users, institutions, and career stages. The article further shows that AI has become an issue of infrastructure, macroeconomic policy, and public finance, while also transforming publication norms, peer review, and the role of the economist as researcher.

Journal of Economic Literature (JEL) codes: O33; C55; D83; I23; J24; O38.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, causal analysis, data-driven decision making, algorithm ethics.

Bevezetés: egy évvel később

Egy évvel ezelőtt, amikor áttekintő tanulmányomat megírtam a mesterséges intelligencia közgazdasági kutatásra gyakorolt hatásáról, három kérdést helyeztem a középpontba. Először azt vizsgáltam, hogyan egyeztethető össze az MI adatvezérelt, prediktív logikája a közgazdaságtan oksági gondolkodásával. Másodszer azt kérdeztem, milyen elosztási következményei lehetnek az új technológiának a munka, a tőke és a tudás viszonyában. Harmadszor pedig arra kerestem választ, milyen intézményi és szabályozási feltételek szükségesek ahhoz, hogy az MI haszna szélesebb körben érvényesüljön, miközben kockázatai kezelhetők maradnak (Fertő, 2025).

Ezeket a kérdéseket ma is helyesnek tartom. Az elmúlt egy év kutatásai azonban arra késztetnek, hogy több korábbi állításomat pontosítsam, néhányat erősebben fogalmazzak meg, és egy új dimenzióval egészítsem ki a korábbi keretet. Akkor az MI-t még elsősorban olyan technológiaként tárgyaltam, amely új eszközöket ad a közgazdászok kezébe: gyorsabb szakirodalmi áttekintést, hatékonyabb kódolást, rugalmasabb predikciós modelleket és nagyobb adatfeldolgozási kapacitást (Korinek, 2023; Athey & Imbens, 2019; Dell, 2025). Ma már ez a keret szűknek tűnik. A mesterséges intelligencia nemcsak a kutatási folyamat egyes részfadatait gyorsítja fel,

hanem egyre inkább magát a kutatási folyamatot, annak intézményi feltételeit és szelekciós környezetét is átalakítja.

A változás három korábbi kérdés pontosításában és egy új, negyedik dimenzió megjelenésében ragadható meg. Az első pontosítás az agentikus rendszerek megjelenéséhez kapcsolódik. Egy évvel ezelőtt még főként nagy nyelvi modellekről és gépi tanulási módszerekről beszéltünk; ma már olyan munkafolyamatokról, amelyekben az MI szakirodalmat keres, adatot gyűjt, kódot ír, elemzést futtat, ábrát készít és szöveget javasol. Korinek (2025) ezt már kifejezetten az „AI agents for economic research” problémájaként tárgyalja, míg Dawid et al. (2025) az agentikus kutatási munkafolyamatok tervezését és implementációját elemzik. Az újabb közgazdasági alkalmazások – például az ökonometriai MI-ágensek, az AgentEconomist vagy az EconGym – azt jelzik, hogy az MI nemcsak általános kutatási asszisztensként, hanem részterület-specifikus kutatásautomatizálási infrastruktúraként is megjelenik (Chen et al., 2025; Chen et al., 2026; Mi et al., 2025).

Ez nem pusztán technikai fejlődés, hanem a kutatási munkamegosztás átalakulása. A kérdés ezért már nemcsak az, hogyan értelmezzük az MI által adott eredményeket oksági közgazdasági keretben, hanem az is, hogyan őrizzük meg a kutatói ítélet, ellenőrzés és felelősség szerepét egy részben automatizált kutatási környezetben. Ebben az értelemben az MI és az oksági következtetés viszonya továbbra is központi kérdés marad, de a probléma súlypontja eltolódik: nemcsak az MI-kimenetek validálásáról van szó, hanem a teljes kutatási folyamat módszertani felügyeletéről (Athey, 2025; Ludwig et al., 2025).

A második pontosítás a termelékenységi hatások értelmezését érinti. Egy évvel ezelőtt még viszonylag általánosan lehetett beszélni arról, hogy az MI bizonyos feladatokban növelheti a hatékonyságot, más területeken viszont kizorító vagy egyenlőtlenségnövelő hatásokat válthat ki. A friss kísérleti és empirikus eredmények ennél jóval árnyaltabb képet mutatnak. A generatív MI hatása nem univerzális: függ a feladat jellegétől, a felhasználó kiinduló képességeitől, a munkakörnyezet kontextusától és attól is, hogy az adott feladat mennyire esik az MI jelenlegi képességhatárain belülre. A „jagged technological frontier” fogalma éppen arra utal, hogy az MI bizonyos feladatokban jelentős előnyt ad, más, látszólag hasonló feladatokban viszont félrevezető vagy akár teljesítményrontó is lehet (Dell’Acqua et al., 2025).

Ezt a kontextusfüggő képet több új eredmény is megerősíti. A tanácsadói és szoftverfejlesztői munkára vonatkozó kísérletek jelentős termelékenységi javulást mutatnak bizonyos feladattípusoknál (Dell’Acqua et al., 2025; Cui et al., 2025), míg a tapasztalt nyílt forráskódú fejlesztők saját kódbázisán végzett vizsgálatok nulla

közeli vagy negatív hatást találnak (METR, 2025, 2026). Otis et al. (2025) kenyai vállalkozói kísérlete arra hívja fel a figyelmet, hogy ugyanaz az eszköz eltérően hat a magasabb és alacsonyabb kiinduló teljesítményű felhasználókra. A munkaerőpiaci eredmények alapján ráadásul az életpálya-dimenzió is fontossá válik: a pályakezdők és a tapasztaltabb munkavállalók eltérő módon lehetnek kitéve az MI hatásainak (Brynjolfsson et al., 2025). Ezért ma már nem az a fő kérdés, hogy az MI általában növeli-e a termelékenységet, hanem az, hogy milyen feltételek mellett, kik számára és milyen mellékhatásokkal teszi ezt.

A harmadik pontosítás az intézményi kérdések súlyának növekedéséhez kapcsolódik. Korábban is hangsúlyoztam, hogy az MI hozzáférési és kapacitásbeli egyenlőtlenségeket teremthet a kutatóintézetek, országok és régiók között (Fertő, 2025; Korinek & Vipra, 2025). Ma azonban világosabban látszik, hogy ez nem csupán képzési vagy kutatásfinanszírozási kérdés. Az MI mögött számítási kapacitás, energia, adatközponti infrastruktúra, speciális chipek, piaci koncentráció és geopolitikai verseny áll. A „concentrating intelligence” problémája ezért nemcsak a tudás koncentrációját jelenti, hanem az MI előállításához és működtetéséhez szükséges fizikai, pénzügyi és intézményi erőforrások koncentrációját is (Korinek & Vipra, 2025; International Energy Agency, 2025a; BloombergNEF, 2026).

Ez a felismerés az elosztási kérdést is új megvilágításba helyezi. A tavalyi tanulmányban az elosztási hatásokat elsősorban a munkaerőpiac, a tőkejövedelmek és a tudáshoz való hozzáférés felől tárgyaltam. A mostani keretben ez a probléma két irányból tér vissza. Egyrészt a termelékenységi hatások heterogenitásaként: nem minden felhasználó, feladat és karrierszakasz profitál azonos módon az MI-ből. Másrészt az infrastruktúrához való hozzáférés koncentrációjaként: nem mindegy, hogy kik férnek hozzá a legjobb modellekhez, számítási kapacitáshoz, adatokhoz és auditálható kutatási környezetekhez. Az MI elosztási hatásai ezért nemcsak a munka és a tőke viszonyában jelennek meg, hanem a kutatási és gazdaságpolitikai kapacitások egyenlőtlen eloszlásában is.

Ez a gazdaságpolitikai értelmezést is módosítja. Az Acemoglu-féle óvatosabb makroökonómiai keret, az Aghion et al. által hangsúlyozott innovációs dinamika, valamint a Penn Wharton Budget Model és a BIS újabb becslései nem pusztán eltérő növekedési számokat kínálnak, hanem eltérő feltételezéseket is arról, miként alakul át a feladatstruktúra, a munkakereslet és a termelékenység (Acemoglu, 2025; Aghion et al., 2025a; Aghion et al., 2025b; Penn Wharton Budget Model, 2025; Gambacorta et al., 2025). Az újabb makrogazdasági és közpénzügyi munkák tovább szélesítik ezt a kérdéskört: az MI hatása nem választható el a fiskális politikától, az adórend-

szertől, az újraelosztástól és attól, hogy a technológiai fejlődés irányát milyen intézmények képesek befolyásolni (Fornaro & Wolf, 2026; Korinek & Lockwood, 2026; Korinek & Stiglitz, 2026).

A három pontosítás mellett egy negyedik, korábban kevésbé hangsúlyos kérdés is előtérbe került: hogyan alakítja át az MI magát a tudományos figyelmet? A mesterséges intelligencia nemcsak azt befolyásolja, hogyan kutatunk, hanem azt is, mit tartunk kutatásra érdemesnek. Ha az MI elsősorban az adatgazdag, jól strukturált és könnyen automatizálható témákban kínál gyors előnyt, akkor a kutatók racionálisan ezek felé fordulhatnak. Ez egyéni szinten hatékony döntés lehet, kollektív szinten azonban szűkítheti a tudományos diverzitást. Gao et al. (2025) éppen erre mutatnak rá: az MI-eszközök növelhetik az egyéni tudományos teljesítményt, miközben csökkenthetik a kutatási témák kollektív sokszínűségét.

Ehhez kapcsolódik a szakmai bírálat, a publikációs ösztönzők és a tudományos minőségértékelés átalakulása is. Az MI-asszisztált peer review gyorsíthatja a bírálati folyamatokat, de újratermelheti a korábbi intézményi, nemi vagy presztízsalapú torzításokat is (Pataranutaporn et al., 2025; Thelwall, 2025). A folyóiratok és szerkesztőségek ezért egyre inkább szembesülnek azzal, hogy nemcsak a szerzői MI-használatra, hanem a bírálói és szerkesztői MI-használatra is szabályokat kell alkotniuk (Wang & Gong, 2026; Graham & Tucker, 2026). Ez a kérdés a tavalyi tanulmányban még csak érintőlegesen jelent meg; ma már a közgazdasági kutatás integritásának egyik központi problémája.

A jelen tanulmány ezért nem egyszerű frissítése a korábbi írásnak. Inkább önkorekció és továbbgondolás. Azt vizsgálom, hogy az elmúlt egy év szakirodalma alapján mit tartok fenn a korábbi diagnózisból, mit kell pontosítani, és hol kell új kérdéseket feltenni. A fő állításom a következő: a mesterséges intelligencia nem semleges kutatási segédeszköz, hanem rendszerszintű technológia, amely egyszerre alakítja át a módszertani gyakorlatot, a kutatási munkamegosztást, az intézményi hozzáférést, az elosztási viszonyokat és a tudományos figyelem szerkezetét (Brynjolfsson et. al., 2025; Bryan, 2026).

A tanulmány ennek megfelelően négy kérdés köré szerveződik. Először azt vizsgálom, hogyan változott az MI és az oksági közgazdasági gondolkodás viszonya az agentikus kutatási rendszerek megjelenésével. Másodsor bemutatom, miért kell a termelékenységi hatásokról kontextus-, feladat-, képesség- és életpályafüggő módon beszélni. Harmadszor azt elemzem, miként vált az MI intézményi kérdése infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdéssé. Végül azt tárgyalom,

hogyan formálja az MI a tudományos kutatás szerkezetét, a publikációs normákat és a közgazdász kutató szerepét.

A kiindulópont tehát változatlan: a közgazdaságtan hagyományos erősségei – az oksági elemzés, az intézményi érzékenység, az ösztönzők vizsgálata és a jóléti következmények mérlegelése – az MI korában sem veszítik el jelentőségüket. A következtetés azonban ma erősebb, mint egy évvel ezelőtt: ezekre az erősségekre nem annak ellenére van szükség, hogy az MI fejlődik, hanem éppen azért, mert fejlődik. Az MI-eszközök gyorsíthatják a munkát, de a tudományos megértés, az értékelés és a felelősség továbbra is emberi feladat.

Az oksági dilemma megmaradt, de az MI már nem egyszerű eszköz

Egy évvel ezelőtt az MI és a közgazdasági kutatás kapcsolatát elsősorban módszertani feszültségként értelmeztem. A kérdés akkor így hangzott: hogyan egyeztethető össze az MI adatvezérelt, prediktív logikája a közgazdaságtan oksági gondolkodásával? Ez a kérdés ma is érvényes. A közgazdaságtan számára ugyanis nem elegendő, ha egy modell jól jelez előre. A kutatónak azt is tudnia kell, milyen mechanizmuson keresztül jön létre az összefüggés, milyen ellenpéldákat kell mérlegelni, és milyen szakpolitikai következtetés vonható le az eredményekből. Az előrejelzési pontosság és az oksági azonosítás közötti különbség ezért továbbra is a közgazdasági MI-használat egyik alapvető módszertani problémája (Athey & Imbens, 2019; Dell, 2025).

Az elmúlt egy év fejleményei azonban módosították a kérdés súlypontját. Korábban főként arról beszéltünk, hogy a gépi tanulási modellek, a mélytanulási eljárások és a nagy nyelvi modellek kimeneteit miként lehet oksági közgazdasági keretbe illeszteni. A probléma tehát az volt, hogy a „sok adat – rugalmas algoritmus” logikája miként egyeztethető össze a „jó azonosítás – értelmezhető mechanizmus” közgazdasági követelményével. Ma már ennél többről van szó. Az MI nemcsak eredményeket állít elő, amelyeket utólag validálni kell, hanem egyre inkább részt vesz a kutatási folyamat megszervezésében is.

Ez a változás az agentikus kutatási rendszerek megjelenésével vált világossá. Korinek (2023) még hat fő területet különített el, ahol a generatív MI támogathatja a közgazdasági kutatást: az ötletgenerálást, az írást, a háttérkutatást, az adatelemzést, a kódolást és a matematikai levezetések támogatását. Ez a felosztás továbbra is hasznos, de az újabb irodalom alapján ma már ki kell egészíteni egy hetedik dimenzióval:

az autonóm vagy félautonóm, több lépésből álló agentikus munkafolyamatokkal. Korinek (2024, 2025) éppen azt mutatja meg, hogy a nagy nyelvi modellek nemcsak különálló feladatokban segíthetik a kutatót, hanem képesek együttműködni, tervezni, hibát javítani és több lépésből álló kutatási feladatokat végrehajtani. Dawid et al. (2025) ezt a fordulatot már explicit módon agentikus közgazdasági kutatási munkafolyamatként írják le. Ezt a problémát tágabb növekedésméleti keretben Davidson et al. (2026) is vizsgálják, akik az AI-kutatás automatizálását olyan visszacsatolási folyamatként értelmezik, amely bizonyos feltételek mellett felgyorsíthatja magának az MI-fejlesztésnek az ütemét.

Az agentikus fordulat lényege, hogy az MI-használat tárgya elmozdul az egyedi kutatási részfeladatoktól a kutatási lánc egészének szervezése felé. Egy korábbi LLM¹-használat (Large Language Model) tipikus esete az volt, hogy a kutató megkért egy modellt: foglaljon össze egy cikket, írjon Stata- vagy Python-kódot, javasoljon címeteket, vagy készítsen vázlatot egy bevezetőhöz. Az agentikus rendszer ezzel szemben nem egyetlen kérdésre válaszol, hanem részfeladatokra bontja a kutatási problémát, adatforrásokat keres, kódot készít, lefuttatja az elemzést, értékeli a hibákat, módosítja a specifikációt, majd új eredményt állít elő. Ez a változás azért fontos, mert az oksági gondolkodás többé nemcsak az elemzés végén, az eredmények értelmezésekor válik szükségessé, hanem a teljes kutatási folyamat minden pontján.

A közgazdasági kutatásban az oksági érv általában több egymásra épülő döntésből áll. A kutató először megfogalmaz egy kérdést, majd kiválasztja az elméleti mechanizmust, meghatározza az empirikus stratégiát, adatot gyűjt, változókat konstruál, modellt becsül, robusztussági vizsgálatokat végez, végül értelmezi az eredményeket. Ha az MI csak a kódolásban vagy az irodalomkeresésben segít, akkor a módszertani kontroll viszonylag könnyen lokalizálható. Ha azonban az MI a teljes folyamat több elemét összekapcsolja, akkor a kutatónak már nemcsak egy-egy outputot kell ellenőriznie, hanem azt is, hogy a rendszer milyen logika alapján választotta ki a kutatási lépéseket. Másként fogalmazva: az oksági validálás feladata munkafolyamat-validálássá bővül.

Ez különösen jól látszik az új, közgazdasági részterületekre szabdaltt agentikus rendszereknél. Chen et al. (2025) Econometrics AI Agent-rendszere például arra a kérdésre keresi a választ, hogy képes-e egy MI-rendszer szakértői szintű ökonometriai feladatokat értelmezni és végrehajtani. Chen et al. (2026) AgentEconomist-rendszere ennél is tovább megy: absztrakt közgazdasági intuíciókat próbál végrehajtható szá-

¹ Large Language Model.

mítási kísérletekké alakítani. Mi et al. (2025) EconGym-kerete pedig skálázható tesztkörnyezetet kínál különböző gazdasági feladatok és szereplők vizsgálatához. Ezek a példák azt mutatják, hogy az MI már nemcsak az elemzés technikai segédeszköze, hanem a modellalkotás, kísérlettervezés és empirikus megvalósítás közötti kapcsolat aktív szereplője.

Ez a fejlemény kettős következménnyel jár az oksági közgazdasági gondolkodás számára. Egyrészt jelentős lehetőséget kínál. Az agentikus rendszerek segíthetnek abban, hogy a kutatók gyorsabban tárjanak fel alternatív specifikációkat, könnyebben végezzenek robusztussági vizsgálatokat, több adatforrást kapcsoljanak össze, és szisztematikusabban dokumentálják az elemzési döntéseket. A reprodukálhatóság szempontjából ez komoly előrelépés lehet, feltéve, hogy a munkafolyamat naplózható, ellenőrizhető és újrafuttatható. Az MI tehát elvileg erősítheti is az oksági kutatás módszertani fegyelmét, mert rákényszerítheti a kutatót arra, hogy pontosabban specifikálja az egyes lépéseket.

Másrészt azonban az agentikus rendszerek új típusú kockázatokat is teremtenek. Ha a modell maga javasol kutatási kérdést, empirikus stratégiát, változóképzést és specifikációt, akkor fennáll annak veszélye, hogy a kutató csak utólag racionalizálja az MI által előállított elemzési útvonalat. Ez a probléma nem azonos a klasszikus „feketedoboz”-dilemmával. A feketedoboz-probléma esetében azt nem tudjuk pontosan, hogy egy modell hogyan jutott egy adott predikcióhoz. Az agentikus probléma ennél szélesebb: azt sem mindig látjuk, hogy a rendszer milyen kutatási döntéseket hagyott ki, milyen alternatívákat nem vizsgált meg, és milyen implicit előfeltevések alapján választott egy adott elemzési irányt. Az oksági közgazdaságtan számára ez azért veszélyes, mert az azonosítási stratégia nem pusztán technikai lépés, hanem elméleti és intézményi ítélet is.

Különösen fontos ez a változóképzés és a mérés területén. A mélytanulási és transzformeralapú modellek ma már képesek strukturálatlan adatokból – szövegekből, képekből, vállalati jelentésekből, hírekből vagy közösségimédia-tartalmakból – gazdaságilag értelmezhető változókat előállítani (Dell, 2025). Ez óriási lehetőség, mert korábban nem mérhető, vagy csak nagyon költségesen mérhető jelenségek válnak empirikusan vizsgálhatóvá. Ugyanakkor a közgazdasági fogalom és az MI által előállított mérőszám között nem automatikus a megfelelés. Ha egy LLM például „bizalmat”, „bizonytalanságot”, „innovációs hangulatot” vagy „szabályozási kockázatot” mér szövegekből, akkor a kutatónak igazolnia kell, hogy a létrehozott változó valóban azt a közgazdasági konstrukciót ragadja meg, amelyre az elmélet épül.

A pénzügyi közgazdaságtan jó példát kínál erre a dilemmára, mert egyszerre jelennek meg benne a szöveges adatokból képzett új mérőszámok, az előrejelzési alkalmazások és a piaci értékelés kérdései. Eisfeldt & Schubert (2025) a generatív MI pénzügyi hatásait tárgyalja, míg Hoberg & Manela (2025) a pénzügyi szöveg-elemzés fejlődését a szótáralapú módszerektől a modern nyelvi modellekig követi végig. Manela (2025) ChronoBERT- és ChronoGPT-rendszerei pedig kifejezetten arra a problémára adnak választ, hogy az időrendileg inkonzisztens tanítás torzíthatja a pénzügyi előrejelzéseket. Ez közgazdasági szempontból nem pusztán technikai részlet. Ha egy modell olyan információból tanul, amely az adott időpontban a piaci szereplők számára még nem volt elérhető, akkor az előrejelzés látszólag pontos lehet, de oksági vagy gazdaságtörténeti értelemben félrevezető. Lopez-Lira et al. (2025) memorizálási problémáról szóló munkája ugyanebbe az irányba mutat: a nagy nyelvi modellek gazdasági előrejelzéseit csak akkor lehet komolyan venni, ha világos, hogy az eredmény nem adatmemorizálásból, adatszívargásból vagy időbeli „előrenézésből” származik.

Az agentikus rendszerek tehát nem oldják fel az oksági közgazdaságtan klaszszikus dilemmáit, hanem új szintre helyezik őket. A kutatónak továbbra is meg kell különböztetnie a predikciót az oksági állítástól, a korrelációt a mechanizmustól, az illeszkedést az azonosítástól. Ami változik, az a kontroll tárgya. Nem elegendő az MI által előállított végső eredményt ellenőrizni; azt is vizsgálni kell, hogy a rendszer milyen kutatási útvonalon jutott el oda, milyen adatokat választott, milyen specifikációkat próbált ki, milyen alternatívákat hagyott figyelmen kívül, és milyen implicit előfeltevések vezették a döntéseit.

Ez a különbség az oktatásra és a kutatói kompetenciákra is hatással van. A tavalyi következtetés egyik fontos eleme az volt, hogy a közgazdászoknak „kétnyelvűvé” kell válniuk: érteniük kell a gépi tanulás technikai logikáját, de meg kell őrizniük az oksági közgazdaságtan elméleti és empirikus fegyelmét. Ezt ma is fenntartom, de az agentikus rendszerek korában ez már nem elegendő. A kutatónak nemcsak a modellek működését és a végső eredményeket kell értenie, hanem auditálnia kell a teljes kutatási munkafolyamatot: milyen adatforrásokat használt a rendszer, hogyan képezte a változókat, milyen azonosítási stratégiákat javasolt, milyen robusztussági vizsgálatokat végzett, és hol volt szükség emberi felülbírálatra.

Ebből következik, hogy az agentikus MI-rendszerek nem csökkentik, hanem növelik az oksági gondolkodás jelentőségét. Minél nagyobb részt vesz át az MI a kutatási folyamat végrehajtásából, annál fontosabbá válik az emberi kutató szerepe a

kérdés megfogalmazásában, az azonosítási stratégia megítélésében, a változók értelmezésében és az eredmények intézményi-gazdasági kontextusba helyezésében. Az MI gyorsíthatja az elemzést, de nem döntheti el, hogy mi számít meggyőző ellenpéldának, milyen mechanizmus hihető, és milyen szakpolitikai következtetés legitím.

Az MI és az oksági közgazdasági gondolkodás viszonya ezért az elmúlt évben nem úgy változott, hogy az MI közelebb került volna az oksági megértés automatikus előállításához. Inkább úgy, hogy mélyebben beépült azokba a munkafolyamatokba, amelyekben az oksági állítások megszületnek. A közgazdaságtan feladata így nem az MI elutasítása, hanem annak biztosítása, hogy az agentikus rendszerek használata mellett is megmaradjon az elméleti fegyelem, az azonosítási szigor, a reprodukálhatóság és az emberi kutatói felelősség.

A termelékenységi hatás nem univerzális: kontextus, feladat, képesség és életpálya

A mesterséges intelligenciáról szóló közgazdasági viták egyik leggyakoribb kérdése az, hogy növeli-e a termelékenységet. Ez a kérdés érthető, de ebben a formában félrevezető. Egy évvel ezelőtt még magam is hajlottam arra, hogy az MI termelékenységi hatásairól viszonylag általános kategóriákban beszéljek: egyes ágazatokban és régiókban nőhet a hatékonyság, másutt viszont kizorító hatások, bérnyomás vagy intézményi lemaradás jelentkezhet. A tavalyi tanulmányban a technológiai fejlődés kettős hatását hangsúlyoztam: a termelékenység növekedését és az új feladatok létrejöttét az egyik oldalon, a munkaerőpiaci polarizációt és a rutinfeladatok kizorítását a másikon.

Az új empirikus eredmények alapján ezt a megfogalmazást pontosítani kell. Ma már nem érdemes úgy kérdezni, hogy „növeli-e az MI a termelékenységet?”. A helyesebb kérdés az, hogy milyen feladatban, milyen felhasználónál, milyen munkakörnyezetben és milyen életpályaszakaszban növeli vagy csökkenti a teljesítményt. A 2025–2026-ban megjelent kísérleti és kvázikísérleti eredmények közös tanulsága ugyanis az, hogy a generatív MI hatása erősen heterogén. Ezt a képet a Stanford HAI (2026) AI Index gazdasági fejezete is megerősíti, amely szerint az MI termelékenységi előnyei különösen azokban a strukturált, mérhető munkafolyamatokban jelentkeznek, ahol az output könnyen ellenőrizhető. Nem önmagában az MI „termelékeny”, hanem bizonyos feltételek között azzá válhat. Más feltételek között viszont semleges, sőt akár kontraproduktív is lehet. A korábbi „egyes régiókban és ágazatok-

ban nő a termelékenység” típusú állítást már túl általánosnak minősítem, és a friss RCT²-evidencia alapján kontextus- és moderátorspecifikus értelmezést javaslok.

A kiindulópontot Dell’Acqua et al. (2025) „jagged technological frontier” fogalma adja. A kifejezés arra utal, hogy az MI képességhatára nem sima és könnyen előrejelezhető. Vannak feladatok, amelyeknél a generatív MI látványos teljesítményjavulást hoz, és vannak látszólag hasonló feladatok, amelyeknél félrevezető eredményt ad. Ez azért különösen fontos, mert a felhasználók gyakran nem tudják pontosan, hogy egy adott feladat a technológiai határ melyik oldalán helyezkedik el. Az MI tehát nem egyszerűen „jó” vagy „rossz” eszköz, hanem olyan technológia, amelynek hatása a feladat szerkezetétől függ.

Dell’Acqua et al. (2025) BCG³-konzultánsokon végzett kísérlete jól mutatja az MI pozitív oldalát. A generatív MI használata a vizsgált feladatokban több elkészült feladatot, gyorsabb munkavégzést és jobb minőséget eredményezett. Hasonló irányba mutat Cui et al. (2025) három terepkísérlete is, amely szoftverfejlesztők körében vizsgálta a generatív MI hatását. Ezek az eredmények megerősítik azt az intuíciót, hogy jól strukturált, kellően körülhatárolt, viszonylag standardizálható tudásmunkákban az MI jelentős termelékenységi előnyt adhat.

Ezekből az eredményekből azonban nem következik általános termelékenységi törvény. A METR (2025) tanulmánya éppen ennek ellenkezőjére figyelmeztet. Tapasztalt nyílt forráskódú fejlesztők saját, hosszú távon karbantartott kódbázisukon dolgozva MI-asszisztenciával nem gyorsabbak, hanem lassabbak lettek. A METR (2026) frissítése a nagyobb mintán is megerősíti, hogy a saját komplex munkakörnyezetükben dolgozó tapasztalt fejlesztők esetében a generatív MI hatása nulla közeli vagy negatív lehet. Ez nem pusztán anomália, hanem elméletileg is fontos eredmény: az MI akkor lehet hasznos, ha a feladat kellően leírható a modell számára, és a felhasználó gyorsan ellenőrizni tudja az eredményt. Ha azonban a feladat mély helyismeretet, implicit tudást és hosszú távú kontextust igényel, az MI-javaslatok ellenőrzése és javítása több időt vehet igénybe, mint amennyit az eszköz megtakarít.

Ez a közgazdasági kutatásra közvetlenül is alkalmazható tanulság. Egy egyszerű kódvázlat, egy dokumentált adatbázis előzetes leíró elemzése vagy egy irodalomlista rendszerezése esetében az MI valóban gyorsíthatja a munkát. Egy bonyolult azonosítási stratégia megítélésénél, egy ország- vagy ágazatspecifikus intézményi háttér értelmezésénél, vagy egy régóta épített adatbázis hibáinak felismerésénél azonban a modell sokkal könnyebben tévedhet. A kutató ilyenkor nem nyer időt,

² Randomized Controlled Trial, azaz randomizált kontrollált vizsgálat.

³ BCG: Boston Consulting Group.

hanem új ellenőrzési terhet kap. Az MI tehát nem általában a „kutatást” gyorsítja, hanem bizonyos kutatási részfeladatokat. Ez a különbség kulcsfontosságú.

A második fontos moderátor a felhasználó kiinduló képessége. Otis et al. (2025) kenyai vállalkozói kísérlete azt mutatja, hogy ugyanaz az MI-eszköz eltérően hat a különböző teljesítményszintű felhasználókra: a kezdetben magasabb teljesítményű vállalkozók nyernek vele, az alacsonyabb teljesítményűek viszont rosszabbul teljesítenek. Ez az eredmény ellentmond annak az optimista elképzelésnek, hogy a generatív MI automatikusan kiegyenlíti a képességbeli különbségeket. Bizonyos helyzetekben valóban segítheti a kevésbé tapasztalt felhasználókat, más helyzetekben viszont éppen a jobb előzetes tudással rendelkezők tudják hatékonyabban kihasználni.

Ennek oka közgazdasági szempontból világos. Az MI használata maga is komplexen ter készségeket igényel. A felhasználónak tudnia kell jó kérdést feltenni, értelmezni a válasz minőségét, felismerni a hibát, és eldönteni, mikor kell figyelmen kívül hagyni a modell javaslatát. Ezek a képességek nem függetlenek a meglévő szakértelemtől. Aki jobban érti a feladatot, az jobban tudja használni az MI-t is. Ebből következik, hogy az MI nem feltétlenül csökkenti a tudáskülönbségeket; megfelelő intézményi és képzési feltételek nélkül akár növelheti is azokat.

Ez a doktori képzés és a kutatói utánpótlás szempontjából különösen fontos. Ha a fiatal kutatók az MI-re támaszkodva gyorsabban jutnak szöveghez, kódhoz vagy irodalmi összefoglalóhoz, az rövid távon növelheti a produktivitást. Hosszabb távon azonban felmerül a kérdés: megtanulják-e ugyanazokat az alapvető kutatói készségeket, amelyeket korábban az időigényesebb, manuálisabb munkafolyamatok során sajátítottak el? Egy empirikus közgazdász sokat tanul abból, hogy maga tisztít adatot, maga ír elsőre hibás kódot, maga küzd meg a specifikációs problémákkal, és maga olvassa végig az egymással vitatkozó tanulmányokat. Ha ezek a tanulási helyzetek részben automatizálódnak, akkor az MI nemcsak termelékenységi, hanem képzési kérdéssé is válik.

A harmadik dimenzió ezért az életpálya. Brynjolfsson et al. (2025) munkaerőpiaci eredményei arra utalnak, hogy az MI-hatásokat nemcsak foglalkozások és feladatok szerint kell vizsgálni, hanem életkor, tapasztalat és karrierszakasz szerint is. Az MI-nek kitett foglalkozásokban a pályakezdők sérülékenyebbek lehetnek, különösen akkor, ha az automatizáció éppen azokat a belépő szintű részfeladatokat érinti, amelyeken keresztül a szakmai tudás korábban felépült. Ez a közgazdasági kutatásban is releváns. A szakirodalmi keresés, az adat-előkészítés, a kódellenőrzés, a robusztussági táblák készítése vagy az első vázlatok megírása nem csupán alacsonyabb rendű technikai munka. Ezek a kutatói szocializáció részei.

Ha az MI ezeket a feladatokat átveszi, akkor két ellentétes hatás jelenhet meg. Az egyik pozitív: a fiatal kutatók gyorsabban juthatnak el magasabb szintű elemzési feladatokhoz, és több idejük maradhat az elméleti gondolkodásra. A másik negatív: a tanulási lépcsők kihagyása miatt gyengülhet az a tacit tudás, amely később a jó kutatói ítélet alapja. A kérdés tehát nem az, hogy használjanak-e doktori hallgatók és fiatal kutatók MI-eszközöket, hanem az, hogyan használják őket úgy, hogy a gyorsítás ne váljon a tanulási folyamat kiüresítésévé.

A negyedik dimenzió a munkakörnyezet. Az MI hatása más egy standardizált kísérleti feladatban, más egy vállalati tanácsadói projektben, más egy szoftverfejlesztő saját kódbázisában, és megint más egy akadémiai kutatási projektben. A kísérleti eredmények közötti különbségek ezért nem feltétlenül ellentmondások. Inkább azt mutatják, hogy a termelékenységi hatás intézményi és szervezeti környezetbe ágyazott. Az MI nem önmagában dolgozik, hanem meglévő munkafolyamatokba, ellenőrzési rendszerekbe, ösztönzőkbe és hierarchiákba épül be.

A közgazdasági kutatásban ez azt jelenti, hogy ugyanaz az MI-eszköz eltérően hathat egy nagy, adat-infrastruktúrával rendelkező kutatócsoportban, egy kis intézeti műhelyben, egy doktori hallgató egyéni projektjében vagy egy nemzetközi együttműködésben. Ahol erős a módszertani kontroll, van reprodukálhatósági protokoll, világos adatkezelési rend és szakértői visszacsatolás, ott az MI termelékenységi nyeresége nagyobb eséllyel válik valódi tudományos nyereséggé. Ahol ezek hiányoznak, ott a gyorsabb output könnyen hibás, felszínes vagy nehezen ellenőrizhető eredményekhez vezethet.

Ez a pont visszavezet az MI és a kutatási minőség kapcsolatának alapvető kérdéséhez. A termelékenységet ugyanis nem lehet pusztán mennyiségi outputként mérni. A tudományos kutatásban nemcsak az számít, hogy több kézirat, több kód, több ábra vagy több elemzési változat készül-e, hanem az is, hogy ezek közül mennyi megbízható, reprodukálható és elméletileg értelmezhető. Ha az MI segítségével gyorsabban készül el egy gyenge azonosítási stratégiára épülő elemzés, az nem termelékenységi nyereség, hanem gyorsított hibatermelés. A kutatási termelékenység ezért minőséggel korrigált fogalom kell legyen.

Ebből következően a közgazdasági kutatásban az MI termelékenységi hatását legalább négy szinten kell értékelni. Az első a feladatszint: milyen részfeladatot gyorsít az MI, és mennyire ellenőrizhető az eredmény? A második a felhasználói szint: milyen előzetes tudás és kritikai képesség szükséges a jó használathoz? A harmadik a szervezeti szint: milyen intézményi protokollok biztosítják, hogy az MI-kimenetek dokumentálhatók, reprodukálhatók és ellenőrizhetők legyenek?

A negyedik az életpályaszint: hogyan hat az MI a kutatói készségek felépülésére, különösen a pályakezdők esetében?

Ez a négy szint gazdaságpolitikai és tudománypolitikai szempontból is fontos. Ha az MI hatása heterogén, akkor az arra adott válasz sem lehet homogén. Nem elegendő általános MI-képzéseket indítani, és nem elegendő minden kutatónak ugyanazokat az eszközöket ajánlani. A képzésnek feladat- és karrierszakasz-specifikusnak kell lennie: külön kell kezelnie az irodalomfeldolgozás, az adat-előkészítés, a kódolás, az oksági elemzés, a szövegírás és a bírálati munka MI-használatát. Emellett intézményi szinten is szükség van olyan protokollokra, amelyek rögzítik, mikor használható az MI, hogyan kell dokumentálni a használatát, és mely kutatási döntések nem delegálhatók a modellre.

A termelékenységi heterogenitás végső soron elosztási kérdéshez vezet. Ha az MI elsősorban azoknak segít, akik már eleve erősebb tudással, jobb adatokkal, fejlettebb intézményi háttérrel és nagyobb ellenőrzési kapacitással rendelkeznek, akkor a technológia nem demokratizálja automatikusan a kutatást. Ellenkezőleg: a termelékenységi különbségek növelésén keresztül a tudományos egyenlőtlenségeket is mélyítheti. Ha viszont a képzés, az infrastruktúra és a minőségbiztosítás tudatosan kezeli ezeket a moderátorokat, akkor az MI valóban szélesebb körben javíthatja a kutatási kapacitásokat.

Összefoglalva, az MI termelékenységi hatása nem általános tulajdonság, hanem reláció. A feladat, a felhasználó, az intézmény és az életpálya viszonyában jön létre. Ezért az MI-korszak egyik legfontosabb közgazdasági kérdése nem egyszerűen az, hogy mekkora lesz az átlagos termelékenységi nyereség, hanem az, hogy kiknél, milyen feltételek mellett és milyen tanulási vagy egyenlőtlenségi mellékhatásokkal jelenik meg.

Az intézményi kérdésből infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdés lett

A mesterséges intelligencia közgazdasági kutatásra gyakorolt hatásáról szóló vitában az intézményi kérdés kezdettől fogva központi szerepet játszott. Egy évvel ezelőtt elsősorban azt hangsúlyoztam, hogy az MI-eszközökhöz való hozzáférés egyenlőtlenül oszlik meg a kutatóintézetek, egyetemek, országok és régiók között. A vezető intézmények könnyebben építenek adat-infrastruktúrát, könnyebben vonzanak technikai szakértelmet, és gyorsabban integrálják az új módszereket a kutatásba és a doktori képzésbe. A kisebb, periférikusabb vagy gyengébben finanszírozott

intézmények ezzel szemben lemaradhatnak. Ez a diagnózis ma is érvényes. A változás abban áll, hogy ma már világosabban látszik: az intézményi kérdés nem merül ki a kutatói kompetenciákban és a tudományos infrastruktúrában. Az MI mögött számítási kapacitás, energia, adatközponti beruházás, chipellátás, tőkekoncentráció és geopolitikai verseny áll. Vagyis az MI nemcsak kutatómódszertani és oktatási kérdés, hanem infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdés is.

Ez a felismerés jelentősen módosítja az egy évvel korábbi keretet. Akkor az intézményi problémát főként úgy fogalmaztam meg, hogy a közgazdászoknak és kutatóintézményeknek fejleszteniük kell az adatelemzési kapacitásokat, biztosítaniuk kell a transzparenciát, és kezelniük kell az MI-használat etikai, elosztási és reprodukálhatósági kockázatait. Ma ezt a megközelítést ki kell egészíteni azzal, hogy az MI használatának feltételei nem pusztán szervezeti döntéseken múlnak. A legfejlettebb modellekhez való hozzáférés, a számítási kapacitás ára, az adatközpontok energiaigénye és a piaci koncentráció olyan külső korlátokat teremtenek, amelyek a közgazdasági kutatás lehetőségeit is alakítják.

Korinek & Vipra (2025) találóan „concentrating intelligence”-ként írja le ezt a folyamatot. Az MI-fejlesztés méretgazdaságossága, a tanítási adatokhoz való hozzáférés, a speciális hardverek korlátozott kínálata és a modellfejlesztés rendkívüli tőkeigénye néhány nagy szereplőnél koncentrálja a technológiai képességeket. Ez a koncentráció nemcsak vállalati piacszerkezeti probléma. Tudományos következménye is van. Ha a legjobb modellek, a legnagyobb számítási kapacitás és a legfejlettebb adat-infrastruktúra néhány globális vállalat és elitintézmény kezében összpontosul, akkor az MI nem demokratizálja automatikusan a kutatást, hanem új függőségi viszonyokat hozhat létre.

A kutató a felhasználói felületen gyakran csak egy egyszerű eszközt lát: beír egy kérdést, és választ kap. A háttérben azonban rendkívül komplex infrastruktúra működik. Adatközpontok, energiaellátási rendszerek, grafikus processzorok, felhőszolgáltatások, licencfeltételek és adatvédelmi szabályok határozzák meg, hogy ki, milyen minőségű MI-eszközt tud használni, milyen áron, milyen adatbiztonsági feltételek mellett, és milyen korlátozásokkal. Az International Energy Agency (2025a, 2025b), a Goldman Sachs (2025) és a BloombergNEF (2026) adatai egyaránt arra hívják fel a figyelmet, hogy az AI számításkapacitási, energia- és beruházási igénye önálló gazdaságpolitikai tényezővé vált. Az adatközponti kapacitás nem láthatatlan háttérfeltétel többé, hanem az MI-korszak egyik szűk keresztmetszete.

Ez a szűk keresztmetszet a tudományos kutatásban is megjelenik. Egy közgazdasági kutatócsoport számára nem mindegy, hogy nyílt forráskódú modellekkel,

kereskedelmi API-kkal,⁴ intézményi előfizetésekkel vagy saját infrastruktúrával dolgozik. Nem mindegy, hogy az adatok elhagyhatják-e az intézményi környezetet, hogy a modell használata reprodukálható-e később, hogy a szolgáltató megváltoztatja-e a modellt, és hogy a kutatási folyamat auditálható marad-e. Az MI tehát nemcsak azért intézményi kérdés, mert a kutatóknak új készségekre van szükségük, hanem azért is, mert az MI-használat mögötti infrastruktúra befolyásolja a tudományos autonómiát.

Ebből következik, hogy a nyílt forráskódú modellek, a közösségi adat-infrastruktúrák és az intézményi számítási kapacitások támogatása nem pusztán technikai kényelmi kérdés. Tudománypolitikai jelentősége van. Ha a kutatók csak zárt, üzleti modellekre épülő rendszereken keresztül férnek hozzá a legfejlettebb MI-eszközökhöz, akkor a kutatás egy része olyan infrastruktúrára épül, amelynek működése, változása és szabályozása nem a tudományos közösség kezében van. Ez gyengítheti a reprodukálhatóságot, az ellenőrizhetőséget és a kutatási szuverenitást. A közpénzből finanszírozott kutatás számára ezért alapvető kérdés, hogy milyen mértékben támaszkodhat magánplatformokra, és milyen alternatív közösségi vagy közintézményi infrastruktúrát kell kiépítenie.

Az intézményi kérdés második bővülése a makrogazdasági hatások értelmezéséhez kapcsolódik. Az MI-ről szóló vita gyakran a termelékenységi hatás nagyságára szűkül: mekkora lesz a teljes tényezőtermelékenység növekedése, mennyivel nőhet a GDP, hány feladat automatizálható? Acemoglu (2025) óvatosabb makroökonómiai kerete abból indul ki, hogy az AI-hatás az automatizálható feladatok arányától és az azokban elérhető költségmegtakarítástól függ. Ezzel szemben Aghion et al. (2025) optimistább megközelítése az innováció, az új feladatok és a kreatív rombolás szerepét hangsúlyozza. A Penn Wharton Budget Model (2025) és Gambacorta et al. (2025) további becslései szintén azt mutatják, hogy az MI növekedési hatásairól jelentős bizonytalanság mellett lehet csak beszélni. Hasonlóan makrogazdasági nézőpontból közelít Esteveão (2026), aki szerint az MI a globális növekedés fontos hajtóerejévé válhat, de a tartós termelékenységi előnyök attól függnek, hogy a gazdaságok mennyire képesek mérni, finanszírozni és kormányozni ezt az átalakulást.

A vita azonban nem pusztán arról szól, hogy melyik szám a helyes. A különböző becslések mögött eltérő gazdaságelméleti feltevések állnak. Az egyik megközelítés az MI-t elsősorban meglévő feladatok automatizálásaként értelmezi; a másik azt hangsúlyozza, hogy az MI új feladatokat, új termékeket, új kutatási irányokat és új

⁴ API: Application Programming Interface, magyarul alkalmazásprogramozási felület.

szervezeti formákat is létrehozhat. Az első keretben a fő kérdés a helyettesítés és költségsökkentés. A másodikban az innováció és a bővülő feladatstruktúra. A két logika nem egyszerűen két eltérő paraméterezés, hanem két eltérő fejlődési pálya.

Az újabb makrogazdasági irodalom tovább bonyolítja ezt a képet. Az International Monetary Fund (2026) hasonlóan arra hívja fel a figyelmet, hogy az MI-t nem egyszerű technológiai sokként, hanem makrogazdasági, pénzügyi és munkaerőpiaci kockázatokat egyaránt érintő átmenetként érdemes értelmezni. Fornaro & Wolf (2026) arra figyelmeztet, hogy az MI termelékenységi sokkja nem feltétlenül vezet automatikusan makrogazdasági boomhoz. Ha az automatizáció csökkenti a munkajövedelmek arányát, akkor gyengülhet az aggregált kereslet, ami akár „AI-slump”⁵ típusú helyzetet is előidézhethet. Ez fontos korrekció a technológiai optimizmussal szemben. A potenciális kibocsátás növekedése önmagában nem garantálja, hogy a gazdaság ténylegesen magasabb jóléti pályára áll. A jövedelemelosztás, a kereslet, a beruházási válaszok és a gazdaságpolitikai reakciók együtt határozzák meg, hogy az MI-ből termelékenységi nyereség, társadalmi feszültség vagy makrogazdasági instabilitás következik-e.

Ez a felismerés a gazdaságpolitika szerepét is átértelmezi. Ha az MI hatása függ attól, hogyan oszlanak meg a nyereségek a munka és a tőke között, milyen gyorsan tudnak a munkavállalók új feladatokhoz alkalmazkodni, és milyen intézmények képesek kezelni az átmeneti veszteségeket, akkor a gazdaságpolitika nem utólagos korrekciós eszköz. Nem arról van szó, hogy előbb lezajlik a technológiai változás, majd az állam enyhíti a negatív következményeket. A fiskális politika, az oktatáspolitikai, a versenypolitika, az iparpolitika és az innovációpolitika már magának az MI-hatásnak a kialakulását is befolyásolja.

Ebben az értelemben az MI közpénzügyi kérdés is. Korinek & Lockwood (2026) éppen azt vizsgálja, hogyan változik a közpénzügy az MI korában. Ha az MI jelentős járadékokat hoz létre néhány vállalatnál, miközben a munkajövedelmek egy része nyomás alá kerül, akkor újra kell gondolni az adóztatás, az újraelosztás, a társadalombiztosítás és a közberuházások szerepét. A klasszikus kérdések – mit adóztassunk, kit támogassunk, milyen közjavakba ruházunk be – új formában térnek vissza. Az MI-korszakban különösen fontossá válik, hogy a közszféra milyen mértékben finanszíroz közös adat-infrastruktúrát, számítási kapacitást, átképzést, kutatási hozzáférést és független auditkapacitást.

⁵ AI-slump: MI-hanyatlás vagy MI-visszaesés.

A közpénzügyi szempont nem csupán az újraelosztásra vonatkozik. Az is kérdés, hogy a közszféra képes-e saját MI-kompetenciát kiépíteni. Ha az állam, a jegybankok, a statisztikai hivatalok és a kutatóintézetek teljes mértékben magánplatformokra támaszkodnak, akkor a közpolitikai döntéshozatal elemzési infrastruktúrája részben kiszerveződik. Erre gyakorlati példát kínál az European Central Bank (2026), amely bemutatja, hogyan használhatók MI-alapú eszközök a makrogazdasági és inflációs kockázatok valós idejű követésére egy összetettebbé váló döntéshozatali környezetben. Ez rövid távon hatékony lehet, hosszabb távon azonban kormányzási kockázatot jelent. A közszférának nem feltétlenül kell minden modellt saját magának fejlesztenie, de értenie kell a modellek korlátait, képesnek kell lennie független ellenőrzésre, és rendelkeznie kell olyan adat-infrastruktúrával, amely nem teszi kiszolgáltatottá a szakpolitikai elemzést kereskedelmi szolgáltatóknak.

Korinek & Stiglitz (2026) technológiaiirányításról szóló munkája ezen a ponton különösen fontos. A technológiai fejlődés iránya nem természeti adottság. Az intézmények, ösztönzők, szabályozások és közberuházások befolyásolják, hogy milyen típusú MI-rendszerek fejlődnek gyorsabban: olyanok, amelyek elsősorban helyettesítik az emberi munkát, vagy olyanok, amelyek kiegészítik azt; olyanok, amelyek növelik a piaci koncentrációt, vagy olyanok, amelyek szélesebb körű hozzáférést biztosítanak; olyanok, amelyek a rövid távú hatékonyságot maximalizálják, vagy olyanok, amelyek a társadalmi jólétet, a biztonságot és az emberi képességek bővítését is figyelembe veszik. Az MI-politika ezért nemcsak alkalmazkodás, hanem irányítás.

Ez a gondolat visszavezet a kutatás intézményi feltételeihez. Az infrastruktúra-koncentráció azért válik makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdéssé, mert meghatározza, hol keletkeznek az MI-járadékok, kik férnek hozzá a termelékenységi nyereségekhez, és milyen közberuházások szükségesek a hozzáférés szélesítéséhez. A közgazdasági kutatásban az MI-hozzáférés egyenlőtlensége ezért nem pusztán abból fakad, hogy egyes kutatók jobban tudnak promptokat írni, mások kevésbé. A háttérben mélyebb különbségek állnak: adathozzáférés, számítási kapacitás, szoftveres infrastruktúra, jogi támogatás, adatbiztonsági szakértelem, kutatástámogató személyzet és finanszírozási stabilitás.

Ezek a különbségek országok között és országokon belül egyaránt jelentkeznek. Egy erős egyetemi központ, egy jegybanki kutatóosztály vagy egy nagyvállalati kutatólabor sokkal könnyebben tudja beépíteni az MI-t a munkafolyamataiba, mint egy kisebb regionális egyetem vagy alulfinanszírozott kutatóintézet. Ez hosszabb távon azt is befolyásolhatja, hogy kik tudnak részt venni a nemzetközi tudományos versenyben, kik tudnak nagy adatbázisokra épülő kutatásokat végezni, és kik tudnak

gyorsan reagálni új módszertani fejleményekre. A tudományos egyenlőtlenség így egyre inkább infrastruktúra-egyenlőtlenségként is megjelenik.

Az MI intézményi hatásainak másik fontos területe a szabályozás és a versenypolitika. Ha az MI-fejlesztés néhány nagy platformnál koncentrálódik, akkor a hagyományos versenyjogi kérdések új formát öltenek. Nemcsak az árakról, piaci részesedésről és fogyasztói jólétről van szó, hanem arról is, hogy ki fér hozzá a gazdasági döntéshozatalt és kutatást formáló alap-infrastruktúrához. A modellhozzáférés, az API-árképzés, az adatok felhasználási feltételei és a platformok közötti interoperabilitás mind versenypolitikai jelentőségű kérdéssé válhatnak. Ez különösen fontos a közgazdasági kutatás számára, mert a kutatók egyre gyakrabban építenek olyan eszközökre, amelyek nem nyilvánosak, nem stabilak és nem teljesen auditálhatók.

Az intézményi válasznak ezért több szinten kell megjelenennie. Kutatóintézeti szinten reprodukálhatósági protollokra, MI-használati szabályokra, adatbiztonsági eljárásokra és módszertani auditokra van szükség. Nemzeti szinten közös adat-infrastruktúrák, számítási kapacitások, képzési programok, nyílt modellek és közfinanszírozott MI-kompetenciaközpontok válhatnak fontossá. Nemzetközi szinten pedig koordinált szabályozásra, interoperabilitási normákra, kutatási hozzáférési megállapodásokra és a digitális szakadék mérséklésére van szükség. Az MI globális technológia, de hatásai mindig konkrét intézményeken keresztül érvényesülnek.

Ez a fejezet tehát módosítja a tavalyi következtetést. Egy évvel ezelőtt azt állítottam, hogy az MI hasznainak széles körű érvényesüléséhez intézményi és szabályozási feltételekre van szükség. Ezt ma is fenntartom, de erősebben fogalmaznék: az MI maga is intézményformáló infrastruktúra. Nemcsak arról van szó, hogy a meglévő intézményeknek alkalmazkodniuk kell egy új eszközhöz, hanem arról is, hogy az eszköz mögötti számítási, energetikai, pénzügyi és piaci infrastruktúra átrendezi az intézmények közötti viszonyokat.

A tanulság az, hogy az MI intézményi kérdése mára infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdéssé vált. A számítási kapacitás koncentrációja, az energiaigény, a piaci szerkezet, a növekedési hatások, az adóztatás, az újraelosztás és a technológiai fejlődés irányítása ugyanannak a problémának a részei. A közgazdasági kutatás szempontjából ez azt jelenti, hogy az MI-t nem lehet pusztán kutatási segédeszközként kezelni. Olyan infrastruktúraként kell értelmezni, amely meghatározza, ki tud kutatni, milyen eszközökkel, milyen költséggel, milyen autonómiával és milyen társadalmi felelősség mellett.

Az MI a tudomány szerkezetét is alakítja: témaválasztás, publikációs normák és a közgazdász kutató új szerepe

Az eddigi fejezetekben azt vizsgáltam, hogyan alakítja át az MI a kutatási munkafolyamatokat, a termelékenységi hatásokról való gondolkodást, valamint az intézményi és gazdaságpolitikai feltételeket. A negyedik, a bevezetésben már jelzett dimenzió a tudományos kutatás szerkezetének átalakulása. Ez a kérdés egy évvel ezelőtt még csak érintőlegesen jelent meg. Akkor elsősorban arra helyeztem a hangsúlyt, hogy az MI-eszközök használata során meg kell őrizni az oksági elemzés, az átláthatóság, a reprodukálhatóság és az etikai reflexió követelményeit. Ma már ehhez hozzá kell tenni: az MI nemcsak a kutatás módszereit érinti, hanem a kutatási figyelem irányát, a publikációs ösztönzőket, a bírálati normákat és a kutatói szerepek értelmezését is.

A tudományos kutatásban a termelékenység hagyományosan kettős természető fogalom. Egyrészt jelenthet több publikációt, gyorsabb adatfeldolgozást, hatékonyabb elemzést és nagyobb láthatóságot. Másrészt azonban a tudomány értéke nem merül ki a mennyiségi outputban. Egy kutatási rendszer akkor működik jól, ha új kérdéseket tesz fel, kockázatosabb irányokat is fenntart, vitára ösztönöz, és nem csupán a már meglévő tudományos trendeket erősíti tovább. Az MI ebbe a kettősségbe lép be: egyszerre növeli az egyéni kutatói teljesítmény lehetőségét, és teremthet új kollektív torzulásokat.

Gao et al. (2025) eredményei ezért különösen fontosak. A tanulmány azt mutatja, hogy az MI-eszközök használata jelentősen növelheti az egyéni kutatói outputot és hatást: az MI-asszisztált kutatók több cikket publikálhatnak, több hivatkozást kaphatnak, és gyorsabban juthatnak előre a tudományos pályán. Ez első látásra egyértelmű nyereségnek tűnik. A tanulmány azonban egy másik, kevésbé megnyugtató eredményt is közöl: az MI-használat csökkentheti a kutatási témák kollektív diverzitását és a kutatók közötti együttműködés intenzitását. Vagyis az MI egyszerre tágíthatja az egyéni lehetőségeket és szűkítheti a tudományos mező egészének tematikus sokszínűségét. Ehhez kapcsolódik Galiani et al. (2026) munkája is, amely LLM-alapú mérési eljárással vizsgálja, hogyan változott a közgazdasági kutatásban a hatékonysági és méltányossági keretezés súlya. Ez arra utal, hogy az MI nemcsak új kutatási eszköz, hanem a tudományos figyelem és normatív hangsúlyok empirikus vizsgálatának eszköze is lehet.

Ez a jelenség közgazdasági szempontból nem meglepő. Ha az MI elsősorban azokon a kutatási területeken ad gyors előnyt, amelyek adatgazdagok, jól strukturál-

tak, könnyen automatizálhatók és jól illeszkednek a meglévő publikációs normákhoz, akkor a kutatók racionálisan ezek felé mozdulnak. Egyéni szinten ez optimális stratégia lehet: gyorsabban lehet eredményt előállítani, könnyebben lehet cikket írni, és nagyobb eséllyel lehet nemzetközi láthatóságot szerezni. Kollektív szinten azonban ez a viselkedés a tudományos figyelem beszűküléséhez vezethet. A tudományos mező így nem feltétlenül arra mozdul, amerre a legfontosabb kérdések vannak, hanem arra, amerre a legkönnyebben automatizálható és publikálható kutatási útvonalak nyílnak.

Ez a probléma különösen élesen jelenik meg a közgazdaságtanban. A közgazdasági kutatás jelentős része ma is a rendelkezésre álló adatok, az alkalmazható módszerek és a publikációs lehetőségek hármában formálódik. Az MI ebben a rendszerben erősítheti azokat a témákat, ahol nagy szövegtörzsek, digitális nyomok, vállalati dokumentumok, pénzügyi adatok vagy adminisztratív adatbázisok állnak rendelkezésre. Ez önmagában nem baj, sőt sok esetben komoly tudományos előrelépést hozhat. A kockázat ott jelentkezik, ha a kevésbé formalizálható, intézményileg összetett, történeti vagy kvalitatívabb kérdések háttérbe szorulnak, mert ezek kevésbé illeszkednek az MI által támogatott gyors kutatási munkafolyamatokhoz.

Fontos azonban pontosan fogalmazni. Nem állíthatjuk egyszerűen, hogy az MI nem nyit új kutatási irányokat. A legújabb agentikus rendszerek éppen azt mutatják, hogy az MI szerepet kaphat új hipotézisek, új elméleti mechanizmusok és új számítási kísérletek generálásában is. Az AgentEconomist például közgazdasági intuíciókat próbál végrehajtható számítási kísérletekké alakítani; az EconGym különböző gazdasági feladatok tesztkörnyezetét kínálja; Lopez-Lira et al. (2026) pedig azt vizsgálják, hogy az LLM-ek képesek-e új közgazdasági elméletek felfedezésére. A kérdés tehát nem az, hogy az MI képes-e új kutatási ötleteket előállítani. A kérdés az, hogy milyen irányú ötleteket állít elő, milyen adatok és korábbi mintázatok alapján, és ezek hogyan hatnak a tudományos mező egészének diverzitására.

Másként fogalmazva: az MI nemcsak gyorsítja a kutatási folyamatot, hanem szűri is. Szűri, hogy milyen kérdések tűnnek könnyen megválaszolhatónak, milyen módszerek látszanak ígéretesnek, milyen irodalom kerül előtérbe, és milyen hipotézisek tűnnek természetesnek. Ez a szűrés nem feltétlenül tudatos, és nem feltétlenül rosszindulatú. De éppen ezért veszélyes. Ha a kutatók nem reflektálnak rá, akkor az MI belső logikája – tanítóadatai, optimalizációs céljai, nyelvi mintázatai és platformfüggő korlátai – észrevétlenül alakíthatja a tudományos gondolkodást.

A publikációs normák területén hasonló kettősség figyelhető meg. Az MI képes segíteni a kéziratok szerkesztésében, a nyelvi javításban, a hivatkozások rendsze-

rezésében, az absztraktok megfogalmazásában, sőt a robusztussági ellenőrzések vagy replikációs anyagok előkészítésében is. Ez különösen azoknak a kutatóknak lehet előnyös, akik nem angol anyanyelvűek, kisebb intézményekből érkeznek, vagy kevesebb szerkesztői támogatással rendelkeznek. Ebben az értelemben az MI demokratizáló hatású is lehet: csökkentheti a nyelvi, stiláris és technikai belépési korlátokat.

Ugyanakkor a publikációs rendszer mennyiségi ösztönzői miatt az MI könnyen a tudományos output inflációját is elősegítheti. Ha olcsóbb és gyorsabb lesz kéziratot előállítani, akkor nőhet a benyújtott tanulmányok száma, miközben a bírálati kapacitás nem bővül ugyanilyen ütemben. A pénzügyi közgazdaságtanban Novy-Marx & Velikov (2026) már azt mutatja be, hogy nagy nyelvi modellek segítségével teljes akadémiai pénzügyi tanulmányok állíthatók elő tömegesen, ami jól példázza a kézirattermelés automatizálásának lehetőségét és a publikációs rendszerre nehezedő potenciális nyomást. Ez már ma is komoly probléma a vezető folyóiratoknál. Az MI ebben a helyzetben nemcsak enyhítheti, hanem súlyosbíthatja is a nyomást. Több kézirat, több verzió, több előzetes eredmény és több gyorsan generált kutatási ötlet jelenhet meg, miközben a valódi minőségértékelés továbbra is szűkös emberi kapacitás marad.

Ebből következik, hogy az AI-asszisztált publikációs környezetben a transzparencia új jelentőséget kap. Nem elegendő általánosan kijelenteni, hogy a szerző „használt MI-eszközöket”. A kérdés az, hogy mire használta őket: nyelvi javításra, kódírássra, adatfeldolgozásra, irodalomkeresésre, hipotézisgenerálásra, specifikációválasztásra vagy eredményértelmezésre. Ezek között lényeges különbségek vannak. Egy nyelvi javítás nem ugyanazt a módszertani kockázatot hordozza, mint egy MI által javasolt empirikus stratégia. A folyóiratoknak és szerkesztőségeknek ezért differenciált AI-használati nyilatkozatokat kellene kérniük, amelyek nem bürokratikus formalitásként, hanem a kutatási integritás részeként működnek.

A szakmai bírálat esetében a helyzet még összetettebb. Az MI-asszisztált peer review első látásra vonzó megoldásnak tűnik: gyorsíthatja a bírálati folyamatot, segíthet felismerni a logikai hiányosságokat, ellenőrizheti a hivatkozásokat, javasolhat robusztussági vizsgálatokat, és kiszűrhet nyilvánvaló formai hibákat. A bírálói túlterheltség mellett ez komoly előny lehet. Pataranutaporn et al. (2025) nagy léptékű kísérlete éppen azt vizsgálja, hogy az LLM-ek mennyiben használhatók közgazdasági tanulmányok értékelésére. Az eredmények azonban óvatosságra intenek: az AI-bírálatok torzításokat hordozhatnak, például intézményi presztízshez, szerzői háttérhez vagy korábbi tudományos mintázatokhoz kapcsolódóan.

Ez nem mellékes probléma. A peer review nem csupán technikai minőség-ellenőrzés, hanem tudományos kapuőri intézmény. A bíráló dönti el, milyen kérdések, módszerek és szerzők kapnak láthatóságot. Ha az AI-asszisztált bíráló a múltbeli publikációs hierarchiákból tanul, akkor könnyen megszilárdíthatja azokat. Thelwall (2025) éppen arra figyelmeztet, hogy az AI-alapú kutatásértékelés nem feltétlenül a minőség mélyebb megértését erősíti, hanem a már létező mérőszámok és presztízssztruktúrák hatását növelheti. Ha az MI jobban „érti” a hivatkozási mintázatokat, mint az eredeti tudományos hozzájárulást, akkor a minőségértékelés még inkább a láthatóság és reputáció körül foroghat.

Wang & Gong (2026) keresztdisziplináris elemzése arra is rámutat, hogy a tudományterületek eltérően reagálnak az AI peer review-ban való használatára. A közgazdaságtan és az üzleti tudományok óvatosabbak, részben azért, mert a módszertani azonosítás, az adatok kezelése és az eredmények szakpolitikai következményei különösen érzékenyek. Ez az óvatosság indokolt, de önmagában nem elég. Ha a bírálók informálisan már használnak AI-eszközöket, miközben a folyóiratok szabályai ezt nem kezelik világosan, akkor rejtett AI-használat jön létre. Ez rontja az átláthatóságot, és egyenlőtlen helyzetet teremthet szerzők, bírálók és szerkesztők között.

Graham & Tucker (2026) szerkesztőségi nézőpontból közelíti meg ugyanezt a problémát. Az AI akadémiai kutatásban való használata nemcsak szerzői kérdés, hanem szerkesztőségi és intézményi kérdés is. A folyóiratoknak szabályozniuk kell, hogyan használhatnak MI-t a szerzők, a bírálók és a szerkesztők, milyen esetekben kell ezt dokumentálni, és mely döntések nem delegálhatók MI-rendszerekre. Ebből a szempontból az MI-használat átláthatósága a kutatási integritás új alapfeltétele. Nem azért, mert minden MI-használat gyanús, hanem azért, mert a tudományos állítás felelőssége továbbra is emberi és intézményi felelősség marad.

A kutatói szerep átalakulása ezen a ponton válik igazán fontossá. Egy évvel ezelőtt azt írtam, hogy a jövő közgazdászának kétnyelvűvé kell válnia: értenie kell a gépi tanulás és az MI technikai logikáját, de meg kell őriznie az oksági közgazdaságtan elméleti és empirikus fegyelmét. Ezt ma is helyesnek tartom, de már nem tartom elegendőnek. Az agentikus rendszerek, az MI-asszisztált publikáció és az MI-vel támogatott bíráló korábban a közgazdász nemcsak technikai-szakmai közvetítő, hanem a kutatási folyamat felelős szervezője és ellenőrzője is.

A gyakran használt metaforával élve: a közgazdász kutató egyre inkább karmesterré válik. Ez azonban nem pusztán azt jelenti, hogy utasításokat ad különböző MI-eszközöknek. A karmesteri szerep lényege az, hogy a kutató felel a kutatási folyamat

egészének értelméért: a kérdésért, az elméleti mechanizmusért, az azonosításért, az adatok jelentéséért, az eredmények korlátaíért és a következtetések társadalmi relevanciájáért. Az MI sok részfeladatot elvégezhet, de nem tudja megmondani, hogy egy kérdés miért fontos, egy specifikáció miért meggyőző, vagy egy szakpolitikai következtetés milyen értékválasztásokat rejt.

Ezt a szerepet ki kell egészíteni a módszertani auditor feladatával. Az MI-korszak kutatójának nemcsak irányítania kell a munkafolyamatot, hanem dokumentálnia és ellenőriznie is kell azt: hol lépett be az MI a kutatásba, milyen döntéseket támogatott, milyen alternatívákat javasolt, milyen adatokat használt, és mely pontokon volt szükség emberi felülbírálatra. Az MI által generált kód, hipotézis, szöveg vagy bírálat önmagában nem tudományos állítás. Tudományos állítássá csak akkor válik, ha emberi ítélet, módszertani kontroll és intézményi felelősség kapcsolódik hozzá.

Ez a szerepváltozás a kutatói méltóság kérdését is felveti. Spencer (2026) tágabb politikai gazdaságtani nézőpontból hasonló problémára hívja fel a figyelmet: az MI hatásainak megértéséhez nem elegendő a munkát pusztán termelékenységi vagy helyettesítési kategóriákban értelmezni, hanem a munka társadalmi értékét és emberi jelentését is újra kell gondolni. Ha a tudományos rendszer kizárólag a mennyiségi outputot jutalmazza, akkor az MI könnyen a gyorsított publikációs termelés eszközévé válik. Ebben a világban a kutató szerepe leértékelődhet: nem gondolkodó tudósként, hanem MI által előállított anyagok szerkesztőjeként és felügyelőjeként jelenik meg. Ha viszont a tudományos közösség a minőséget, az oksági meggyőzőerőt, az intézményi érzékenységet és a társadalmi relevanciát értékeli, akkor az MI felszabadíthatja a kutatót az ismétlődő részfeladatok egy része alól, és több teret adhat a valódi értelmező munkának.

A Sakana AI (2026) „AI Scientist” rendszere és a komplex tudományos feladatokban az emberi kutatók fölényét dokumentáló Nature News-elemzés együtt jól mutatják ezt a kettősséget. Az MI-rendszerek egyre több kutatási részfeladatot képesek végrehajtani: ötleteket generálnak, kódot írnak, kísérleteket futtatnak, kéziratot készítenek, sőt bírálati szöveget is előállítanak. Ugyanakkor a komplex, kontextusfüggő, elméletileg és intézményileg beágyazott feladatokban az emberi tudás továbbra is nélkülözhetetlen. Ez nem ellentmondás, hanem annak jele, hogy a kutatói munka súlypontja elmozdul: a végrehajtási részfeladatok egy része automatizálódik, miközben a kérdezés, értelmezés, ellenőrzés és felelősség szerepe felértékelődik.

A közgazdaságtanban ez különösen lényeges. A közgazdász nemcsak adatokat elemez, hanem intézményi világokat értelmez. A gazdasági folyamatok mögött jogi szabályok, történeti pályák, piaci szerkezetek, politikai döntések, társadalmi normák és elosztási konfliktusok állnak. Az MI képes lehet ezekről szövegeket összefoglalni, változókat képezni vagy mintázatokat találni, de a gazdasági jelentés és a szakpolitikai relevancia megítélése továbbra is emberi feladat. A közgazdász szerepe ezért nem szűnik meg, hanem áthelyeződik: kevesebb időt tölthet bizonyos technikai részfeladatokkal, de nagyobb felelősséget kell vállalnia az értelmezési és normatív döntésekért.

Mindez azt jelenti, hogy az MI-t nem szabad pusztán kutatási gyorsítóként értelmezni. A tudományos kutatásban az MI szelekciós technológia is: előnybe hozhatja a könnyebben megírható, gyorsabban elemezhető, nagyobb adatbázisokra építhető és jobban automatizálható témákat. Ugyanígy hatással lehet a publikációs normákra és a bírálati szempontokra is, különösen akkor, ha az MI-asszisztált értékelés a múltbeli presztízs- és hivatkozási mintázatokat erősíti.

Ezért a közgazdasági kutatás előtt álló feladat nem az, hogy egyszerűen engedélyezze vagy tiltsa az MI használatát. Ennél finomabb intézményi válaszra van szükség. A folyóiratoknak differenciált MI-használati szabályokat kell kialakítaniuk. A doktori képzésnek nemcsak promptolást, hanem kutatási auditot, reprodukálhatóságot és etikai reflexiót kell tanítania. A kutatóintézeteknek világos protokollokat kell alkotniuk arra, hogyan dokumentálják az MI szerepét a kutatási folyamatban. A tudományos közösségnek pedig aktívan védenie kell a témadiverzitást, különösen azokat a kérdéseket, amelyek lassabbak, kockázatosabbak, kevésbé adatgazdagok, de társadalmilag és elméletileg fontosak.

Egy évvel ezelőtt azt írtam, hogy az MI nem csodafegyver, és nem is a közgazdaságtan végét jelenti. Ma ezt így fogalmaznám újra: az MI nem helyettesíti a közgazdasági kutatást, de átalakítja annak szelekciós környezetét. Ezért a közgazdász feladata nem kisebb, hanem nagyobb lett. Örködni kell afelett, hogy a gyorsabb tudomány ne váljon szűkebb tudománnyá; hogy a hatékonyabb publikáció ne gyengítse a valódi megértést; és hogy az MI által támogatott kutatás megőrizze azt, ami a közgazdaságtan legfontosabb hozzájárulása: az oksági gondolkodást, az intézményi érzékenységet és a társadalmi jólét mérlegelését.

Összefoglalás és következtetések

A tanulmány abból indult ki, hogy a mesterséges intelligencia és a közgazdasági kutatás kapcsolatáról egy évvel ezelőtt megfogalmazott kérdések továbbra is érvényesek, de az elmúlt év fejleményei alapján újraértelmezésre szorulnak. A korábbi írás három problémát állított középpontba: az MI adatvezérelt, prediktív logikájának viszonyát az oksági közgazdasági gondolkodáshoz; az új technológia elosztási következményeit; valamint azokat az intézményi és szabályozási feltételeket, amelyek mellett az MI társadalmi haszna szélesebb körben érvényesülhet. A mostani áttekintés fő állítása ennél erősebb: az MI nem egyszerűen új eszköz a közgazdasági kutatásban, hanem olyan rendszerszintű technológia, amely a kutatási folyamatot, a tudományos figyelem szerkezetét és a szakpolitikai környezetet egyaránt alakítja.

Az első fontos változás az agentikus rendszerek megjelenése. Az MI ma már nemcsak egyedi részfeladatokban – irodalomkeresésben, kódolásban, adatfeldolgozásban vagy szövegjavításban – támogatja a kutatót, hanem egyre inkább a kutatási munkafolyamat egészébe épül be. Ez a fejlemény nem szünteti meg az oksági közgazdaságtan klasszikus dilemmáit, hanem kiterjeszti őket. A predikciót továbbra is meg kell különböztetni az oksági állítástól, a korrelációt a mechanizmustól, az illeszkedést az azonosítástól. Ami változik, az a kontroll tárgya: nemcsak az MI-kimeneteket kell validálni, hanem azt a folyamatot is, amelyben ezek az eredmények megszületnek. Az oksági validálás így munkafolyamat-validálássá bővül.

A második tanulság a termelékenységi hatások heterogenitása. Az új kísérleti és empirikus eredmények alapján nem érdemes általánosságban arról beszélni, hogy az MI növeli vagy csökkenti a termelékenységet. A hatás a feladat jellegétől, a felhasználó előzetes tudásától, a szervezeti környezettől és az életpályaszakasztól függ. Jól strukturált, könnyen ellenőrizhető részfeladatoknál az MI jelentős gyorsulást hozhat; komplex, intézményileg beágyazott vagy mély helyismeretet igénylő feladatoknál viszont az ellenőrzési költség akár meg is haladhatja az időnyereséget. Ezért az MI termelékenységi hatása nem általános tulajdonság, hanem reláció: a feladat, a felhasználó, az intézmény és az életpálya viszonyában jön létre.

Ez a felismerés az elosztási kérdést is új megvilágításba helyezi. Az MI nem demokratizálja automatikusan a kutatást. Ha elsősorban azok tudják hatékonyan használni, akik már eleve jobb adatokkal, erősebb módszertani tudással, fejlettebb intézményi háttérrel és nagyobb ellenőrzési kapacitással rendelkeznek, akkor a technológia mélyítheti a tudományos egyenlőtlenségeket. Különösen fontos ez a pályakezdő kutatók esetében. Az MI felgyorsíthatja a tanulási folyamat bizonyos részeit,

de ki is üresítheti azokat a gyakorlati tapasztalatokat – adatkezelés, hibakeresés, specifikációs döntések, szakirodalmi viták követése –, amelyekből a kutatói ítélet fokozatosan kialakul.

A harmadik változás az intézményi kérdés kiszélesedése. Egy évvel ezelőtt az MI-hez való hozzáférés problémája elsősorban kutatási, oktatási és szabályozási kérdésként jelent meg. Ma világosabban látszik, hogy az MI mögött számítási kapacitás, energia, adatközponti infrastruktúra, speciális hardver, felhőszolgáltatás, tőke és geopolitikai verseny áll. Az MI ezért nemcsak módszertani vagy szervezeti kihívás, hanem infrastruktúra-, makrogazdaság-politikai és közpénzügyi kérdés is. Aki hozzáfér a legjobb modellekhez, adatokhoz és számítási kapacitáshoz, az nemcsak gyorsabban kutat, hanem nagyobb autonómiával és nagyobb intézményi befolyással vesz részt a tudományos versenyben.

Ebből következik, hogy az MI gazdasági hatásairól szóló vita sem szűkíthető le arra, mekkora lesz a GDP- vagy TFP-növekedés. A növekedési hatások nagysága mellett legalább ilyen fontos, hogy hol keletkeznek az MI-ből származó járadékok, hogyan oszlanak meg a nyereségek a munka és a tőke között, milyen közberuházások szükségesek a hozzáférés szélesítéséhez, és milyen intézmények képesek befolyásolni a technológiai fejlődés irányát. Az MI-politika ezért nem pusztán utólagos alkalmazkodás, hanem részben a technológiai pálya alakítása.

A negyedik, újabban erősebben látható dimenzió a tudományos kutatás szerkezete. Az MI nemcsak azt befolyásolja, hogyan kutatunk, hanem azt is, mit tartunk kutatásra érdemesnek. Az adatgazdag, jól strukturált és könnyen automatizálható témák előnybe kerülhetnek, míg a lassabb, kevésbé formalizálható, történeti, intézményi vagy kvalitatívabb kérdések háttérbe szorulhatnak. Ez nem szükségszerű, de valós kockázat. Az MI ebben az értelemben szelekciós technológia: formálja a kutatási figyelmet, a publikációs stratégiákat és a bírálati normákat.

A publikációs rendszer és a peer review különösen érzékeny terület. Az MI segítheti a kéziratok szerkesztését, a hivatkozások ellenőrzését, a robusztussági vizsgálatok tervezését és a bírálói túlterheltség enyhítését. Ugyanakkor növelheti a kézirattermelés mennyiségét, erősítheti a presztízsalapú torzításokat, és rejtett MI-használatot hozhat létre a szerzői, bírálói és szerkesztői oldalon egyaránt. Ezért az MI-használat szabályozásában nem elegendő általános nyilatkozatokat kérni. Más-ként kell kezelni a nyelvi javítást, a kódgenerálást, az irodalomkeresést, a hipotézis-alkotást, a specifikációválasztást és a bírálati döntést. Minél közelebb kerül az MI a kutatási állítás érdemi tartalmához, annál erősebb dokumentációs és validációs követelményre van szükség.

Mindezek alapján a közgazdász kutató szerepe is átalakul. A jövő közgazdászának továbbra is „kétnyelvűnek” kell lennie: értenie kell az MI technikai logikáját, de meg kell őriznie az oksági közgazdaságtan elméleti és empirikus fegyelmét. Ez azonban már nem elég. Az MI-korszak közgazdásza a kutatási folyamat felelős szervezője és ellenőrzője is. Felel a kérdésfeltevésért, az azonosításért, a változók értelmezéséért, az MI-használat dokumentálásáért, a módszertani kontrollért és az eredmények társadalmi következményeinek mérlegeléséért. Az MI-kimenetek csak akkor válhatnak tudományos állítássá, ha emberi ítélet, módszertani kontroll és intézményi felelősség kapcsolódik hozzájuk.

A gyakorlati következtetés három irányba mutat. A doktori képzésben az MI-használatot nem pusztán technikai készségként kell tanítani, hanem az oksági gondolkodással, a reprodukálhatósággal, az adatbiztonsággal és a kutatásetikával együtt. A kutatóintézetekben és egyetemeken világos MI-használati protokollokra, dokumentációs szabályokra, belső auditkapacitásra és hozzáférési stratégiára van szükség. A folyóiratokban és finanszírozási rendszerekben pedig olyan normákat kell kialakítani, amelyek nemcsak a gyorsabb outputot, hanem a módszertani megbízhatóságot, a témadiverzitást és a társadalmi relevanciát is értékeli.

A közös nevező mindegyik területen ugyanaz: az MI nem semleges segédeszköz, de nem is önálló tudományos alany, amely átvenné a közgazdász helyét. Inkább olyan technológiai és intézményi környezet, amely megváltoztatja a kutatási lehetőségeket, ösztönzők és felelősségek szerkezetét. Ezért a közgazdaságtan hagyományos erősségei – az oksági elemzés, az intézményi érzékenység, az ösztönzők vizsgálata és a jóléti következmények mérlegelése – nem veszítenek jelentőségükből. Ellenkezőleg: az MI által nyitott új kérdések miatt még fontosabbá válnak.

Végül érdemes visszatérni a tanulmány személyesebb kiindulópontjához. Egy évvel ezelőtt a mesterséges intelligenciáról még úgy írtam, mint gyorsan fejlődő, ígéretes, de kockázatos technológiáról. Ma inkább úgy fogalmaznék: az MI olyan kutatási környezet, amelyben a közgazdászoknak újra kell gondolniuk saját szerepüket. A kérdés nem az, hogy az MI kiváltja-e a közgazdasági gondolkodást. Nem váltja ki. A kérdés az, hogy képesek vagyunk-e úgy beépíteni az MI-t a kutatásba, hogy a gyorsabb tudomány ne váljon szűkebb tudománnyá, a hatékonyabb publikáció ne gyengítse a valódi megértést, és az új eszközök ne oldják fel, hanem erősítsék a tudományos felelősséget.

Ez a válasz szükségképpen ideiglenes. Ahogyan a tavalyi állításokat az idei evidencia alapján módosítani kellett, úgy valószínű, hogy egy év múlva újabb revízióra lesz szükség. Ez nem gyengeség, hanem a tudományos gondolkodás természetes

működése. Ami állandó marad, az nem egy konkrét technológiai diagnózis, hanem a közgazdasági vizsgálódás módszertani fegyelme és értéketikai tartása: annak felismerése, hogy az eszközök változhatnak, de a megértés, a felelősség és a társadalmi jólét mérlegelése továbbra is emberi feladat.

Hivatkozások

- Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13–58. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>
- Aghion, P., Bunel, S., & Jaravel, X. (2025). What AI means for growth and jobs. *Project Syndicate*, October 2025. <https://www.project-syndicate.org/commentary/ai-will-boost-productivity-growth-without-harming-jobs-by-philippe-aghion-et-al-2025-10>
- Aghion, P., Bunel, S., Jaravel, X., Mikaelson, T., Roulet, A., & Søgaard, J. (2025). How different uses of AI shape labor demand: Evidence from France. *AEA Papers and Proceedings*, 115. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/pandp.20251047>
- Athey, S. (2025). *AI and causal inference: How methods are changing the way we understand impact*. Massive Data Institute Distinguished Lecture, Georgetown University. <https://mdi.georgetown.edu/news/mdi-fall-2025-distinguished-lecture-ai-causal-inference-impact/>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine learning methods that economists should know about. *Annual Review of Economics*, 11, 685–725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>
- BloombergNEF (2026). *AI data center build advances at full speed: Five things to know*. <https://about.bnef.com/insights/commodities/ai-data-center-build-advances-at-full-speed-five-things-to-know/>
- Bryan, K. A. (2026). The Economic Impacts of Artificial Intelligence: A Multidisciplinary, Multi-book Review. *Journal of Economic Literature*, 64(1), 281–300. DOI: 10.1257/jel.20251799
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence. *Stanford Digital Economy Lab Working Paper*. <https://digitaleconomy.stanford.edu/publication/canaries-in-the-coal-mine-six-facts-about-the-recent-employment-effects-of-artificial-intelligence/>
- Brynjolfsson, E., Korinek, A., & Agrawal, A. K. (2025). A research agenda for the economics of transformative AI. *NBER Working Paper No. 34256*. <https://www.nber.org/papers/w34256>
- Chen, Q., Han, T., Li, J., Luo, Y., Wang, Z., Wu, Y., Zhang, X., & Zhou, T. (2025). Can Ai Master Econometrics? Evidence From Econometrics Ai Agent on Expert-Level Tasks. *arXiv preprint arXiv:2506.00856*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.00856>
- Chen, J., Piao, J., Xu, X., Li, S., Xia, T., He, X., & Li, Y. (2026). AgentEconomist: An End-to-end Agentic System Translating Economic Intuitions into Executable Computational Experiments. *arXiv preprint arXiv:2604.27725*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2604.27725>
- Cui, Z. K., Demirel, M., Jaffe, S., Musolf, L., Peng, S., & Salz, T. (2025). The effects of generative AI on high-skilled work: Evidence from three field experiments with software developers. *Management Science*. <https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.2025.00535>
- Davidson, T., Halperin, B., Houlden, T., & Korinek, A. (2026). *When Does Automating AI Research Produce Explosive Growth?* <https://www.basilhalperin.com/papers/singularities.pdf>
- Dawid, H., Harting, P., Wang, H., Wang, Z., & Yi, J. (2025). Agentic workflows for economic research: Design and implementation. *arXiv:2504.09736*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.09736>
- Dell, M. (2025). Deep learning for economists. *Journal of Economic Literature*, 63(1), 5–58. <https://doi.org/10.1257/jel.20241733>

- Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E. R., Lifshitz, H., Kellogg, K. C., Rajendran, S., Kraymer, L., Candelon, F., & Lakhani, K. R. (2025). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. *Organization Science*. <https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/orsc.2025.21838>
- Eisfeldt, A. L., & Schubert, G. (2025). Generative AI and finance. *Annual Review of Financial Economics*, 17, 363–393. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-112923-020503>
- Estevão, M. (2026). AI can lift global growth. *IMF Finance & Development*, March 2026. <https://www.imf.org/en/publications/fandd/issues/2026/03/point-of-view-ai-can-lift-global-growth-marcello-estevao>
- European Central Bank (2026). Navigating uncertain times with the help of artificial intelligence. *ECB Blog*, April 2026. <https://www.ecb.europa.eu/press/blog/date/2026/html/ecb.blog20260421~3c1c5a08ee.en.html>
- Fertő, I. (2025). Mesterséges intelligencia a közgazdasági kutatásban. *Külgazdaság*, 69(5–6), 63–82. <https://doi.org/10.47630/KULG.2025.69.5-6.63>
- Fornaro, L., & Wolf, M. (2026). *Macroeconomic policies for AI* (No. 1943). <https://econ-papers.upf.edu/papers/1943.pdf>
- Galiani, S., Gálvez, R. H., La Giglia, F. M., & Sosa, R. A. (2026). *Measuring Efficiency and Equity Framing in Economics Research: LLM-Based Evidence from 1950 to 2021* (No. w34714). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34714>
- Gambacorta, L., Kharroubi, E., Mehrotra, A., & Oliviero, T. (2025). *Artificial intelligence and growth in advanced and emerging economies: short-run impact* (No. 1321). Bank for International Settlements. *BIS Working Paper No. 1321*. <https://www.bis.org/publ/work1321.htm>
- Goldman Sachs (2025). Generative AI: Hype or truly transformative? *Goldman Sachs Macro Research*. <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/ai-to-drive-165-increase-in-data-center-power-demand-by-2030>
- Graham, G. M., & Tucker, J. W. (2026). The Use of Artificial Intelligence in Academic Research. *Accounting Horizons*, 40(1), 1–10.
- Hao, Q., Xu, F., Li, Y., & Evans, J. (2026). Artificial intelligence tools expand scientists' impact but contract science's focus. *Nature*, 649, 1237–1243. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-09922-y> (preprint: <https://arxiv.org/abs/2412.07727>)
- Hoberg, G., & Manela, A. (2025). The natural language of finance. *Foundations and Trends in Finance*, 14(4), 244–339. <https://www.emerald.com/ftfin/article-abstract/14/4/244/1359591>
- International Energy Agency (2025a). Energy and AI: Key questions on energy and AI. *IEA Report*. <https://www.iea.org/reports/key-questions-on-energy-and-ai/executive-summary>
- International Energy Agency (2025b). Data centre electricity use surged in 2025. *IEA News*. <https://www.iea.org/news/data-centre-electricity-use-surged-in-2025-even-with-tightening-bottlenecks-driving-a-scramble-for-solutions>
- International Monetary Fund (2026). Global economic and financial implications of artificial intelligence. *IMF Notes* 2026/002. <https://www.imf.org/-/media/files/publications/imf-notes/2026/english/insea2026002.pdf>
- Jones, N. (2026). Human scientists trounce the best AI agents on complex tasks. *Nature News*. <https://www.nature.com/articles/d41586-026-01199-z>
- Korinek, A. (2023). Generative AI for economic research: Use cases and implications for economists. *Journal of Economic Literature*, 61(4), 1281–1317. <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>
- Korinek, A. (2024). Generative AI for economic research: LLMs learn to collaborate and reason. *NBER Working Paper No. 33198*. <https://www.nber.org/papers/w33198>
- Korinek, A. (2025). AI agents for economic research. *NBER Working Paper No. 34202*. <https://www.nber.org/papers/w34202>
- Korinek, A., & Lockwood, L. (2026). *Public finance in the age of AI: A primer* (No. w34873). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34873>

- Korinek, A., & Stiglitz, J. E. (2026). *Steering technological progress* (No. w34994). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34994>.
- Korinek, A., & Vipra, J. (2025). Concentrating intelligence: Scaling and market structure in artificial intelligence. *Economic Policy*, 40(121), 225–256. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae057>
- Lopez-Lira, A., Seyfi, S., & Tang, Y. (2025). *Can LLMs Discover Novel Economic Theories?* <https://ssrn.com/abstract=6464059>
- Lopez-Lira, A., Tang, Y., & Zhu, M. (2025). The memorization problem: Can we trust LLMs' economic forecasts? *arXiv:2504.14765*. <https://arxiv.org/abs/2504.14765>
- Ludwig, J., Mullainathan, S., & Rambachan, A. (2025). *Large language models: An applied econometric framework* (Working Paper No. w33344). National Bureau of Economic Research. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w33344/w33344.pdf
- Manela, A. (2025). Chronologically consistent large language models: ChronoBERT and ChronoGPT (working paper). *Stanford Advanced Financial Technologies Laboratory*. <https://fintech.stanford.edu/events/abfr-webinar/asaf-manela-washington-university-st-louis-chronologically-consistent-large>
- METR (2025). Measuring the impact of early-2025 AI on experienced open-source developer productivity. *arXiv:2507.09089*. <https://arxiv.org/abs/2507.09089>
- METR (2026). *Update on developer productivity: Results from late-2025 AI tools*. <https://metr.org/blog/2026-02-24-uplift-update/>
- Mi, Q., Yang, Q., Fan, Z., Fan, W., Ma, H., Ma, C., & Zhang, H. (2025). EconGym: A Scalable AI Testbed with Diverse Economic Tasks. *arXiv preprint arXiv:2506.12110*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.12110>
- Novy-Marx, R., & Velikov, M. (2026). Artificial intelligence–powered (finance) scholarship. *Journal of Economic Literature*, 64(1), 5–37. DOI: 10.1257/jel.20251821
- Otis, N. G., Clarke, R., Delecourt, S., Holtz, D., & Koning, R. (2025). The uneven impact of generative AI on entrepreneurial performance: Field experimental evidence from Kenya. *Harvard Business School Working Paper 24-042*. <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=65159>
- Pataranutaporn, P., Powdthavee, N., Achiwaranguprok, C., & Maes, P. (2025). Can AI Solve the Peer Review Crisis? A Large Scale Cross Model Experiment of LLMs' Performance and Biases in Evaluating over 1000 Economics Papers. *arXiv preprint arXiv:2502.00070*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.00070>
- Penn Wharton Budget Model (2025). *The projected impact of generative AI on future productivity growth*. Penn Wharton, University of Pennsylvania. <https://budgetmodel.wharton.upenn.edu/issues/2025/9/8/projected-impact-of-generative-ai-on-future-productivity-growth>
- Sakana AI (2026). Towards end-to-end automation of AI research (The AI Scientist). *Nature*. <https://www.nature.com/articles/s41586-026-10265-5>
- Spencer, D. A. (2026). Rethinking the economics of AI. *Contemporary Social Science*, 21(1). <https://doi.org/10.1080/21582041.2026.2635377>
- Stanford HAI (2026). *The 2026 AI Index report: Economy chapter*. Stanford Institute for Human-Centered AI. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report/economy>
- Thelwall, M. (2025). Research quality evaluation by AI in the era of large language models. *Scientometrics*. <https://doi.org/10.1007/s11192-025-05361-8>
- Wang, Z., & Gong, M. (2026). A Cross-Disciplinary Analysis of AI Policies in Academic Peer Review. *Learned Publishing*, 39(1). e2035. <https://doi.org/10.1002/leap.2035>