

Mesterséges intelligencia és technógiavezérelt termelékenységemelkedés

SZALAVETZ ANDREA

*Bár a 2010-es években számos radikális technológiai újdonság jelent meg és terjedt el a fejlett országokban, a termelékenység emelkedése nem gyorsult fel. Az egyik legátütőbb, radikális innovációt képviselő újdonság a küszöbön álló új műszaki-gazdasági paradigmát meghatározó mesterséges intelligencia (MI). A cikk azt vizsgálja, miért nem teljesültek (még) a MI-kiváltotta látványos termelékenységemelkedésről szóló előrejelzések. Miért nem tudott a MI mindeddig technógiavezérelt termelékenységnövekedést gerjeszteni?**

Bevezető: problémafelvetés és kutatási kérdések

A kétezertizedes évek eleje óta az egy ledolgozott óra alatt megtermelt GDP mutatójával mért munkatermelékenység jóval lassabban nő a fejlett országokban, mint az azt megelőző évtizedben (lásd az 1. táblázatot és az 1. ábrát).

1. táblázat

Egy ledolgozott óra alatt megtermelt GDP átlagos éves változása százalékban

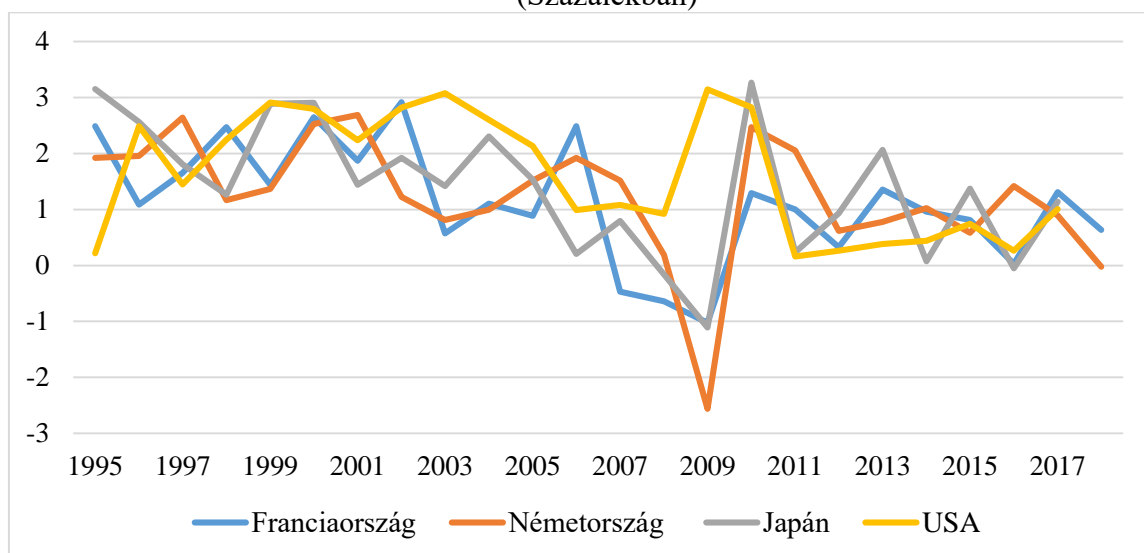
	2000–2007	2010–2017	2018	2019*
USA	2,6	1,0	0,9	1,3
Japán	2,2	1,5	-0,6	1,3
Németország	1,6	1,2	0,0	0,5
Franciaország	1,5	0,9	0,6	1,1
Nagy-Britannia	2,2	0,5	0,5	0,2
Euróövezet	1,4	1,0	0,2	0,6

* Előrejelzés.

Forrás: The Conference Board [2019].

1. ábra

Egy ledolgozott óra alatt megtermelt GDP éves változása állandó áron (Százalékban)



Szalavetz Andrea, az MTA doktora, tudományos tanácsadó, MTA KRTK Világgazdasági Intézet. E-mail: szalavetz.andrea@krtk.mta.hu

* A kutatás a Pallas Athéné Innovációs és Geopolitikai Alapítvány támogatásával valósult meg.

Forrás: OECD-adatok alapján saját szerkesztés.

Néhány közgazdász évszázados stagnálást vetít előre (*Teulings–Baldwin* 2014-es könyve körképet ad az ezzel kapcsolatos vitáról). A lassuló termelékenységemelkedést a beruházások stagnálására, a 2008-as globális válság elhúzódó hatásaira, mérési problémákra és demográfiai okokra vezetik vissza, továbbá a gazdasági szerkezet folytatódó átalakulásával, az alacsony termelékenységű (kismértékű termelékenységemelkedésre képes) szolgáltatási szektorok GDP- és foglalkoztatási arányának növekedésével magyarázzák (lásd még *Syverson*, 2017 áttekintését).

A termelékenységnövekedés fejlett országokbeli lassulását azzal is magyarázzák, hogy a technológiai élvonal közelében hiába nő gyorsan a kutatás-fejlesztési ráfordítások volumene és a kutatók száma, a K+F-erőfeszítések hatékonysága visszaesett és a K+F-beruházások termelékenységre gyakorolt hatásának ereje csökkent (*Bloom* és szerzőtársai, 2017; *Gordon*, 2018). Ezt a jelenséget a tudás exponenciális növekedése okozza: ahhoz, hogy új tudást hozzunk létre, egyre nagyobb mennyiségű, korábban felhalmozott tudás elsajátítására van szükség. Így óhatatlanul nő a specializálódás. Ugyanakkor mivel a technológiai konvergencia (*Roco–Bainbridge*, 2002) gyorsulása és bővülése tovább növelte az egyes szakterületek komplexitását, az új tudás létrehozása napjainkban egyre több, egyenként specializált szaktudású kutató együttműködését igényli (*Jones*, 2009).

Ahogy a bemutatott rövid áttekintés mutatja, a termelékenységnövekedés lassulását magyarázó tényezők szerepéről erőteljes vita alakult ki a világ vezető közgazdászainak körében csakúgy, mint a további növekedési kilátásokról (*Adler* és szerzőtársai, 2017; *Baily–Manyika*, 2013; *Teulings–Baldwin*, 2014).

Kutatásunk ehhez a vitához kapcsolódik. Választ keresünk, hogy mi magyarázza a termelékenység lanyha emelkedését a fejlett országokban, a 2010-es években, vagyis abban az időszakban, amikor olyan mennyiségű technológiai újdonság jelent meg, hogy joggal indult el a vita arról, vajon ezt már a hatodik hosszú távú műszaki-gazdasági *Kondratyev*-ciklus kezdeteként, vagy csupán az ötödik szétterülő fázisaként értelmezhetjük (*Grinin* és szerzőtársai, 2017; *Szalavetz*, 2019, *Szanyi*, 2019). Az automatizálásnak, a robotizálásnak és a termelést támogató folyamatok digitalizálásának – ami elősegítette a termelés optimalizálását, a hibák korábbiaknál pontosabb kiküszöbölését és a hatékonyság növelését – már önmagában páratlan termelékenységemelkedéshez kellett volna vezetniük a fejlett országokban. Emellett áttörés következett be egy olyan általános célú technológia, a mesterséges intelligencia fejlődésében, amelyet az elemzők nagy része a küszöbön álló új műszaki-gazdasági paradigmát meghatározó, látványos gazdasági és termelékenységemelkedést kiváltó technológiaként tart számon (*Bughin* és szerzőtársai, 2018; *Davenport–Ronanki*, 2018; *Pan*, 2016). Ehhez képest, a termelékenységi mutatók csalódást keltő alakulása azt mutatja, hogy *Solow* [1987] híres mondása – amellyel annak idején, az információtechnológiai forradalom kezdetén hűteni igyekezett a felfokozott várakozásokat – újra időszerűvé vált. Kicsit átalakítva a mondás ma így hangzik: mindenütt ott láthatjuk a termelékenységet radikálisan növelő új technológiákat, kivéve a termelékenységi statisztikákban.

Ez a cikk az utóbbi évtized radikális technológiai újdonságai közül a mesterséges intelligenciára fókuszál: a mesterséges intelligencia munkatermelékenységre gyakorolt hatását vizsgálja. Kutatási kérdésünk az, hogy miért nem volt képes eddig – és képes lesz-e középtávon – a mesterséges intelligencia technológiavezérelt termelékenységemelkedést gerjeszteni a fejlett országokban?

A cikk a továbbiakban először röviden bemutatja a mesterséges intelligencia jelenségét, valamint elterjedésének és fejlettségének mérőszámait, és áttekinti a technológia néhány alkalmazási területét. Ezt követően rátér azokra a hatásmechanizmusokra, amelyek a mesterséges intelligencia és a termelékenység összefüggését befolyásolják. Végül a negyedik

fejezetben magyarázatot adunk arra, miért nem került (eddig) sor technológiavezérelt termelékenységnövekedésre a fejlett országokban.

A mesterséges intelligencia

A mesterséges intelligencia szoftvert és hardvert tartalmazó, öntanulásra, vagyis a saját teljesítményének további javítására képes megoldás, amely a folyamatosan beérkező adatok és különböző forrásokból származó információk gépi feldolgozásával olyan feladatokat végez el (automatizál, felgyorsít, támogat), amelyekre korábban csak a (természetes intelligenciával rendelkező) ember volt képes.

Ez a definíció (és különösen a gépi feldolgozás kifejezés) a mesterséges intelligencia fejlődésében bekövetkezett áttörésre, a(z) általános célú) gépi tanulásra utal. A mesterséges intelligencia fejlődése ugyanis akkor gyorsult fel (a 2010-es években), amikor az egyes feladatok explicit kódolása, a gépek feladatspecifikus beprogramozása helyett a gépek nagy tömegű példa segítségével történő betanítására tértek át. Ehhez természetesen arra is szükség volt, hogy rendelkezésre álljon akkora (felcímkézett) adattömeg, amellyel már a gépeket tanítani lehetett, illetve olyan számítástechnikai kapacitás, amely képes ezzel az adattömeggel megbirkózni. Ez utóbbi terület fejlődése (az egyre erősebb hardverek, a felhőalapú infrastruktúra, a grafikus feldolgozó egységek, a mesterséges intelligencia futtatására fejlesztett speciális chipek) elengedhetetlen volt és lesz a mesterséges intelligencia (további) fejlődéséhez.

A mesterséges intelligencia tehát képes értelmezni, egységesen kezelni, szintetizálni és feldolgozni a különböző módokon kódolt (szöveg, szám, kép, hang, videó stb.) emberi tudást – és ami szintén a definíciójához tartozó fontos megkülönböztető jellemvonás: megfelelő mennyiségű betanítás után korábban nem betanított bemeneti információ értelmezésére is képessé válik.

Fontos hangsúlyozni, hogy a mesterséges intelligencia a gépi tanulásnál magasabb minőséget jelent: a mesterséges intelligencia komplex problémák megoldására képes rendszer. A mesterséges intelligenciával kapcsolatos megoldások kifejlesztői a komplex feladatokat gépi tanulási algoritmusok segítségével elvégezhető részfeladatokra osztják. Ezeket a részeredményeket a mesterségesintelligencia-megoldás az adott komplex probléma szabályainak megfelelően rendszerezi, előrejelzéseket készít, következtetéseket von le, vagy cselekvéseket indít el (*Taddy*, 2018).

Ez a cikk a gépi tanulás és a mesterséges intelligencia fejlődésének állomásaival kapcsolatos irodalom megállapításainak, valamint a várható hatásokkal kapcsolatos utópikus–disztópikus nézetek ismertetését nem tekinti feladatának. Kutatásunk szempontjából mindössze annak leszögezésére van szükség, hogy általános célú technológiáról van szó (*Bresnahan–Trajtenberg*, 1995), amelynek alkalmazásai mindig meghatározott célú feladatokat oldanak meg, és minden egyes konkrét alkalmazás hosszú fejlesztő munkát igényel.

A technológia építőkövei, a gépi tanulási algoritmusok az utóbbi négy-öt évben meredek fejlődést mutattak mind a szoftverek, mind a futtatásukhoz szükséges hardverek területén, és jó úton vannak a felé, hogy gyorsan csökkenő árú „árucikké” váljanak (commoditization – *Davenport*, 2005), amelyet bármely üzleti vállalkozás felhőalapú szolgáltatásvásárlásként beszerezhet.

Bizonyos alkalmazásokban a kedvező (vagy a mesterséges intelligencia technológiája által kiváltott bármilyen) hatás eléréséhez elegendő, ha a gépi tanulás technológiájának fejlődése túljut egy meghatározott küszöbértéken (lásd később). Más területeken a technológia csupán az alap. Ahhoz, hogy az adott területek működésében mesterséges intelligencia indukálta radikális változások és az előrejelzésekben leírt változások bekövetkezzenek, a konkrét alkalmazási területtel összefüggő (doménspecifikus) tudásra, interdiszciplináris fejlesztői csapatok hosszú évekig tartó további munkájára, a rendszerek új és új adatfolyamok segítségével történő finomítására és számos kiegészítő feltételre van szükség. A géptanulás-

alapú mesterséges intelligenciával kapcsolatos alkalmazások többsége ennek következtében soha nem lesz „árucikk”: hosszú és költséges, alkalmazásspecifikus fejlesztőmunka eredményeként valósulhat csak meg.

Mielőtt néhány konkrét alkalmazásra rátérnénk, álljon itt néhány adat a gyors fejlődés szemléltetésére. A technológia fejlődésének mérésével, és az ezzel kapcsolatos módszertan fejlesztésével egyebek között a Stanford Egyetem interdiszciplináris kutatócsoportja foglalkozik (lásd: <https://ai100.stanford.edu>; Grosz–Stone, 2018). A mérési eredményeket éves jelentésekben publikálják.

Az egyik ilyen általánosan használt mérőszám a képfelismerés hibaszázaléka, ami azt mutatja, hogy a mesterséges intelligencia fontos alkalmazási területe a gépi látás és a képfelismerés. A képfelismerés hibaszázaléka a 2010-es 29 százalékról, 2018-ra 3 százalék alá csökkent, miközben a rendszerek betanítási ideje a korábbi időigény 6–8 százalékára esett vissza. Egy másik alkalmazás a beszélt és az írott nyelv feldolgozása. A mutatók szerint gyors a fejlődés a gépi fordítás pontosságában (angol/német, kínai/angol stb.), a beszéd felismerésben, a videófelvevételek értelmezésében, a különböző szintű kérdések megválaszolásában, és az írott szövegek értelmezésében.¹

Ezekben az alkalmazásokban nem a fejlődés mértéke számít, hanem a küszöbérték elérése. Mára a mesterséges intelligencia-megoldások néhány tekintetben elérték, illetve meg is haladják az emberi teljesítményt, más területeken a mesterséges intelligencia teljesítménye az utóbbi évek gyors fejlődése ellenére is még az emberi teljesítmény alatt marad. Ez azért lényeges, mert akkor várható a technológia gyors elterjedése, ha a mesterséges intelligencia eléri vagy meghaladja az emberi teljesítményt.²

A mesterséges intelligencia fejlődésének egyik mérföldköve volt például egy olyan mesterséges intelligencia-alkalmazás tesztje, amelynek során az kétezer féle bőrbetegségről készített közel 130 ezer fényképet elemzett és diagnosztizált. Az eredményeket összevetették a bőrgyógyászok korábban készített diagnózisaival és a mesterséges intelligencia-alkalmazás a szakemberekéhez hasonló teljesítményt nyújtott (Esteve és szerzőtársai, 2017). 2018-ban a Google prosztatarák-diagnózisra képes mesterséges intelligencia-alkalmazás pontossága már meghaladta az orvosokét (Shoham és szerzőtársai, 2018).

A műszaki fejlődést számszerűsítő mérőszámok mellett az egyes szakmai szervezetek jelentései (például a Stanford Egyetem említett kutatócsoportjái) a mesterséges intelligencia fejlődésével és elterjedésével összefüggő oktatási, tudományos és vállalati tevékenységek intenzitását is számszerűsítik, felméri a mesterséges intelligencia-orientált vállalkozásindítás intenzitását és körképet közölnek a fontosabb kormányzati programokról, beruházási bejelentésekről.

Az üzleti tanácsadó szervezetek megint más oldalról, a piaci lehetőségek felől közelítenek, vagyis azt mérik fel, milyen mértékben hatolt be eddig a technológia egyes iparágakba és üzleti folyamatokba, melyek a piac bővülésének kilátásai és vannak-e piaci bizonytalanságok. Ezeket a kérdéseket az egyes alkalmazási területeken a vállalalkozási

¹ A mesterséges intelligencia fejlődését egyéb mutatókkal is mérik, például az éves jelentések közlik az egyes stratégiai játékokban elért gépi eredményeket. Ez utóbbi mutatószámok csak közvetve függenek össze a technológia egyéb alkalmazásaival, például a meghatározott szabályosságok felismerésére támaszkodó előrejelzéssel.

² Az egyik klasszikus küszöbértékmérés a Turing-teszt. Ez egy kérdés-felelet-játék, amelyben egy bíráló öt percen keresztül online kérdéseket tesz fel két válaszadónak (az egyik ember, a másik gép) és a válaszokból el kell tudnia dönteni, hogy melyik válaszadó a gép. Ha ezt öt perc után sem tudja eldönteni, akkor a mesterséges intelligencia sikerrel teljesítette a tesztet.

tevékenység és a kockázati tőkebefektetések intenzitásával, a sajtó figyelmével, a K+F-statisztikákkal, a már a piacon lévő megoldások értékesítési trendjeinek és a mesterségesintelligencia-megoldások szereplőinek körében feltérképezett vállalati felvásárlások trendjeinek vizsgálatával válaszolják meg.

A vállalkozási, szabadalmi, kockázati-tőke-befektetési, vállalatfelvásárlási és egyéb mesterséges intelligenciával kapcsolatos statisztikákat összegző jelentések és a gazdasági elemzések (Furman–Seamans, 2019) egyöntetűen dokumentálják a mesterséges intelligenciával kapcsolatos gazdasági és tudományos tevékenység folyamatos élénkülését, a technológia gyors elterjedését.

Az elemzők többsége úgy ítéli meg (Agrawal–McHale–Oettl, 2019; Brynjolfsson–Mitchell–Rock, 2018), hogy várhatóan a gépi tanulás/mesterséges intelligencia lesz a küszöbön álló új műszaki-gazdasági paradigmát meghatározó technológia. A vélekedés megalapozott: a mesterséges intelligencia egyesíti az összes olyan jellemzőt, amelyet az evolúciós elméletek a paradigmameghatározó technológiák jellemvonásaiként sorolnak fel:

- általános célú technológia, vagyis az információtechnológiai iparágon, sőt magán a feldolgozóiparon is messze túlterjeszkedve az összes ágazatba, a gazdaság és a mindennapi élet összes szegmensébe beépül, azok eljárásait, megoldásait és termékeit forradalmasítja;
- felerősíti a technológiai konvergencia folyamatait és felgyorsítja az összes tudományterület fejlődését;
- új, korábban nem létező iparágakat hoz létre, és felerősíti a termék-, az eljárás-, a szervezeti- és a marketinginnovációkat, valamint a vállalkozási tevékenységeket;
- a schumpeteri teremtő rombolás (Schumpeter, 1939) jegyében megszüntet vagy átalakít létező iparágakat és tevékenységeket;
- megváltoztatja a társadalmi létformákat (Bughin és szerzőtársai, 2018).

Néhány alkalmazási terület

Ami az alkalmazási területeket illeti, a tudományos közlemények és az üzleti tanácsadók elemzései leggyakrabban az egészségügyi, biztonsági, ipari, kereskedelmi és pénzügyi alkalmazásokról szólnak, de mezőgazdasági, energetikai, oktatási és egyéb területeken is jelentős eredményeket értek már el a mesterséges intelligencia integrálásával.

Tekintettel arra, hogy minden egyes alkalmazási területen rendkívül szerteágazó kutatások folynak, és a mesterségesintelligencia-megoldások kezdeti integrálása óta eltelt idő rövidege ellenére szakterületenként könyvtárnyi szakirodalom gyűlt már össze, kutatásunk csupán jelzésszerűen, a teljesség igénye nélkül említ néhány alkalmazási területet.

Induljunk ki a definíciónak abból az eleméből, hogy a mesterséges intelligencia értelmezi és feldolgozza a különböző információhordozókon kódolt (cross-media) emberi tudást, és megfelelő mennyiségű betanítás után korábban nem betanított bemeneti információ értelmezésére is képessé válik.

Mit jelent konkrétan az értelmezés? A mesterséges intelligencia képes az új információ *besorolására*: képes például eldönteni, hogy egy adott CT-/MRI-felvétel rákos daganatot ábrázol-e. A képfelismerés kapcsán a leggyakrabban a mesterségesintelligencia-megoldások egészségügyi, diagnosztikai alkalmazásait említik: röntgen-, CT- és egyéb felvételek elemzését. Az egészségügyi alkalmazások fejlesztése érdekében nagy erővel folyik az adatgyűjtés, -tisztítás és az adatok alkalmassá tétele a gépi tanulásra. Ez utóbbi tevékenységekben kormányzati szervek (például az amerikai National Institute of Health), nagyvállalatok (GE, Siemens, Alibaba) és start-upok is szerepet vállalnak (CB Insights, 2018).

A besorolási képességgel függ össze a mesterséges intelligencia egy másik, számos iparág biztonságtechnikáját és megoldásait forradalmasító alkalmazási területe: az arcfelismerés.

Ezen a területen Kína gyakran kerül a sajtó érdeklődésének homlokterébe. A hírek beszámolnak az egész országra fokozatosan kiterjedő, teljes ellenőrzést biztosító megoldásokról, amelyek a kínai társadalmi kreditrendszer műszaki hátterét szolgáltatják (erről lásd például Botsman, 2017; Creemers, 2018).

Az arc- és képfelismerés kereskedelmi alkalmazási területe értelemszerűen nagy sajtónyilvánosságot kapott. Kísérleti jelleggel már szerte a világon alkalmazzák az arcfelismerésre képes és a vevők banki adataival mobiltelefonos applikációk segítségével összekötött mesterségesintelligencia-rendszereket, amelyek lehetővé teszik, hogy az ügyfeleknek ne kelljen a pénztárnál sorba állniuk és fizetniük: amit elvisznek az üzletből, annak az ellenértéke automatikusan levonódik a bankszámlájukról.

A felismerési (besorolási) képesség kevésbé látványos felhasználási területe a *gépi látás*: az iparban ezt használják fel például a minőségellenőrzés automatizálására (a rendszer képes eldönteni, hogy a futószalagon érkező termék megfelel-e a minőségi követelményeknek).

A mesterséges intelligencia *besorolási* képességét használják fel arra is, hogy valós időben *felfedezzék a normálistól eltérő állapotokat*. Ahogy az alábbi néhány példa mutatja, erre minden iparágban, sőt, az élet minden területén szükség van. Normálistól eltérő állapot például az, ha szennyezés került a természetes vizekbe, ezt a mesterséges intelligenciával felokosított monitoringrendszerek valós időben képesek jelezni. A mezőgazdaságban is terjed a mesterséges intelligenciának ez az alkalmazása, például a termés fejlődését, a talaj állapotát, vagy az állatok elhelyezkedését drónokkal figyelő és a felvételeket elemző alkalmazásoké. Ezek segítségével optimalizálni lehet a növényvédőszeres és az öntözés mennyiségét, illetve kártevők támadása esetén valós időben beavatkozni. A „normális” gondos definiálásával lehet mesterségesintelligencia-megoldások segítségével kiszűrni, ha pénzmosásjellegű tranzakciók zajlanak meghatározott bankokban, vagy ha biztonsági kockázatra utaló mozgások vannak meghatározott helyszíneken.

Térjünk vissza a mesterséges intelligenciának arra a képességére, hogy az újonnan bejövő adatokat értelmezi és *feldolgozza*. A feldolgozás egyik módja a *klaszteranalízis*: a rendszer feltérképezi az ügyfelek közös jellemvonásait és ennek alapján halmazokba sorolja őket. Ezt használják ki olyan feladatokra, mint az *ajánlások* készítése: az ügyfél eddigi vásárlásai alapján a rendszer képes az összes termékből az adott ügyfél ízlésének megfelelő új termékeket ajánlani.

A bejövő adatok értelmezését követő *feldolgozásának* másik útja az *előrejelzés*. Megfelelő betanítás után a mesterséges intelligencia képes előre jelezni a folyamatosan érkező adatok alapján, hogy mi lesz az adatsor következő értéke. Például a feldolgozóipari berendezések zajszintje, hőmérséklete, vibrációja és egyéb paraméterei alapján azt, hogy a gép mikor hibásodik meg (mikor lépik túl az adatok az előre megadott határértéket), ami lehetővé teszi a leginkább költséghatékony, ún. prediktív karbantartást. A mesterséges intelligencia előrejelzési képességét használják a marketingben és a termelésstervezésben is: a folyamatosan érkező értékesítési adatok alapján és egyéb paramétereket is figyelembe véve (például ünnepek, időjárás stb.) a rendszer képes nagy pontossággal felbecsülni, hogy miként alakul a közeljövőben a kereslet egy adott termék iránt.

Egy hongkongi kockázati tőkebefektetési cég, a Deep Knowledge Ventures, biotechnológiai start-upok fejlődésének paramétereivel kapcsolatos nagy adattömegre támaszkodva olyan mesterségesintelligencia-megoldást fejlesztett, amely e vállalkozások túlélésének és a sikeres növekedésének előrejelzésére képes. A rendszer az adatok alapján 50 tényezőt azonosított, amelyek jelentős mértékben befolyásolják a biotechnológiai start-upok sikerét, és ennek alapján a kockázati

tőkebefektetésért folyamodó új ügyfelek esetében döntést tud hozni arról, hogy érdemes-e az adott ügyféllel foglalkozni. A mesterségesintelligencia-megoldás jelenleg fejlesztett, új változata már jóval nagyobb adatmennyiségre támaszkodva hozza meg a döntést (készít előrejelzést és tesz javaslatot kockázati tőkebefektetésre, vagy annak mellőzésére): a korábbi sikeres és bedőlt biotechnológiai vállalkozások adatain túlmenően vizsgálja az adott szakterülettel összefüggő tudományos szakirodalmat, kutatási támogatások adatait, szabadalmakat, klinikai vizsgálatokat, sőt, a sikeres biotechnológiai vállalkozásokban dolgozó csapattagoknak az önéletrajzait is (Burridge, 2017).

Az említett, a szó hétköznapi értelmében vett előrejelzéseken túlmenően sokféle mesterségesintelligencia-alkalmazást lehet előrejelzésként értelmezni. Előrejelzést végez a mesterséges intelligencia például, amikor nagyszámú önéletrajz, kísérőlevél, LinkedIn-profil, állásinterjú-leirat (vagy hanganyag) elemzése alapján kiválasztja, hogy egy adott állásra jelentkezők közül melyik lesz a legmegfelelőbb. Előrejelzést végez a rendszer akkor is, amikor megítéli, balesetveszélyes közlekedési helyzetnek tekinthető-e, ha egy jármű az előtte haladó vagy lassító járműhöz meghatározott sebességgel közelít. A kifejezést így értelmezve a mesterséges intelligencia egyik fontos képességének tekinthetjük, hogy növeli az előrejelzések pontosságát, valamint csökkenti azok költségét, ilyen módon támogatva a döntéshozatalt (Agrawal–Gans–Goldfarb, 2019).

Az adatok feldolgozásának további lehetőségét mutatja a mesterséges intelligencia *optimalizálási* képessége. Optimalizálási feladatokat végeznek mesterséges intelligencia segítségével például a logisztikában (a szállítási útvonalak megtervezésében meghatározott paraméterek, például a gyorsaság, az üzemanyag-felhasználás optimalizálásával).

Napjainkban az alkalmazások többségénél a mesterséges intelligenciának már egyszerre több képességét használják fel komplex megoldások létrehozásához.

Ilyen például a gépjármű-biztosítás iparágát várhatóan felforgató komplex mesterségesintelligencia-alkalmazás, ami ma még sok helyen mintaprojekt-stádiumban van, de várhatóan gyorsan el fog terjedni. A járműben szenzorok érzékelik a vezetési stílusból fakadó kockázatokat,³ a mesterségesintelligencia-megoldás elemzi a folyamatosan gyűlő adatokat, és kockázatbecslést készít, ami beépül a biztosítási díjba.⁴

Komplex problémahalmazt oldanak meg az önvezető autózást lehetővé tevő mesterségesintelligencia-rendszerek. Ez az alkalmazás egyszerre használja a mesterséges intelligencia különböző képességeit: a gépi látást, az információk felismerését és értelmezését, az előrejelzést (miként mozdulnak el a környezetben lévő különböző szereplők) és az optimalizálási képességet (a környezet változásaira adott lehetséges reakciók valós idejű mérlegelése és optimalizálása). Szintén komplex optimalizálási feladatokat oldanak meg a mesterségesintelligencia-rendszerek az ún. „okos város megoldásokban”, például a közlekedésszervezés területén.

Chui és szerzőtársainak [2018] felmérése szerint a már megvalósult mesterségesintelligencia-alkalmazások döntő többsége a cégeknél korábban bevezetett digitális

³ A járművek többsége már jelenleg is nagyszámú szenzorral van felszerelve, amelyek a vezetéstámogatási rendszereket működtetik, például veszélyes szituációkban jeleznek.

⁴ Az Alibaba blogja (idézi: CB Insights, 2019) erről azt írja: A nagy adatmennyiséget elemző mesterségesintelligencia-megoldások segítségével jobban meg tudjuk állapítani, milyen mértékű kockázatoknak vannak kitéve a gépjármű-tulajdonosok. A korábbi, kizárólag a jármű paramétereit figyelembe vevő biztosítási díjszabás átalakul: a jármű és a tulajdonos paramétereinek kombinációját veszi majd figyelembe.

analitikai és automatizálási megoldások hatékonyságát javítja. Analitikai megoldások korábban is léteztek, ezek a termelési zavarok gyorsabb felfedezését és a problémák okainak feltárását támogatták. A mesterséges intelligencia integrálása a korábbi megoldásokat „turbózza fel”: a zavarok, meghibásodások kísérőjelenségeivel kapcsolatos nagy adattömeg elemzésével, gépi tanulással a rendszer képessé válik e zavarok megelőzésére: prediktív karbantartásra.

Hasonló példa a gépi látás (az ipari kamerarendszerekből érkezett képek feldolgozása és értelmezése), ami lehetővé tette a minőségellenőrzés automatizálását. Automatizált minőségellenőrző rendszerek már korábban is működtek, de feladatspecifikus fejlesztések eredményeként. Ha az ellenőrizni való termékek köre megváltozott, a rendszert át kellett programozni. A gépi tanulással felturbózott minőségellenőrzési megoldások nem csupán pontosabbak a korábbiaknál (a gépi folyamatfelügyelet adatainak feldolgozása precízebb), de rugalmasabbak is: a gépeket gyorsabban tudják új feladatokra betanítani (Crandall, 2019).

Hasonló teljesítményjavulást hozott a mesterséges intelligencia integrálása:

– a robotizáció területén. A kollaboratív, vagyis az emberi munkaerőtől már nem elválasztott térben működő, hanem az egyes feladatokat velük közösen végző robotok megjelenésének előfeltétele a gépi látás. Az egyre fejlettebb mesterségesintelligencia-megoldások integrálásával e robotok képességei gyorsan bővülnek és diverzifikálódnak, és a robotok egyre rugalmasabban taníthatók be új feladatokra;

– a logisztika területén, a mesterségesintelligencia-alapú útvonal- és tevékenységoptimalizálással és a raktárgazdálkodás feladatainak automatizálásával.

Összességében a mesterséges intelligencia már megvalósult alkalmazásainak többsége *menyiségi változással járt*: azt a célt szolgálta, hogy tovább növelje az erőforrás-gazdálkodás hatékonyságát, illetve csökkentse a vonatkozó költségeket. Ezt a célt szolgálják az előzőeknél radikálisabb változással járó, már megvalósult, vagy mintaprojekt-alapon működő önvezető technológiaalkalmazások, például az ún. „utolsó mérföldre történő” kiszállítási automatizálása. Becslések szerint, az utolsó mérföldre történő kiszállítási költségeknek akár az egyharmadát is kiteheti. Nem véletlen, hogy ezen a területen igen élénk a technológiaorientált vállalkozási tevékenység (CB Insights, 2019).

A legfejlettebb mesterségesintelligencia-megoldásoknak egy további, az előzőeknél is fontosabb képessége, hogy a már betanított tudáselemek új kombinációit hozza létre. A sajtóban ezt a képességet általában olyan hírek jelzik, hogy a mesterséges intelligencia képes meghatározott stílusban zenét szerezni, festményeket készíteni, újságcikkeket, például tőzsdei vagy sportösszefoglalókat írni. Mindez a gazdasági életben számos alkalmazásra ad lehetőséget. Ilyen például a terméktervezésnél használt generatív modellezés. Megadott tervezői paraméterek alapján a mesterséges intelligencia modelleket generál, a tervezők pedig (például a gépészetben, a divatiparban, a belsőépítészetben, de a designnak minden iparágban szerepe van!) szimulációk segítségével tesztelik a modelleket és kiválasztják az optimális megoldást (Chandrasegaran és szerzőtársai, 2013).

A mesterséges intelligenciának ez a képessége cáfolja azokat a korábbi megállapításokat, amelyek szerint az ember és a gép között a kreativitás jelenti az éles határvonalat: sok mindent lehet automatizálni, de a gép soha nem lesz képes kreativitást igénylő feladatok végrehajtására – állították a szakemberek. Bár ebben az esetben a mesterséges intelligencia kreativitása meglehetősen behatárolt körülmények között érvényesül, hiszen a(z emberi) tervezők előre meghatározzák, hogy a gép által létrehozott modell milyen paramétereknek feleljen meg (Brynjolfsson–Mitchell, 2017), az eredmény mégis éppen ugyanaz, mint amikor a kreatív (emberi) elme egy adott szabályrendszert figyelembe véve létrehoz valamilyen újdonságot.

A mesterséges intelligencia a kutatáshoz is új módszereket kínál. Új anyagok, gyógyszerek, növényvédőszer fejlesztése során a mesterségesintelligencia-megoldások a megadott paramétereknek megfelelő, új vegyületkombinációkat javasolnak. A keresés korábbi

módszereihez képest a mesterséges intelligencia *lényegesen nagyobb meritést alkalmaz: az emberi agy számára áttekinthetetlen mennyiségű adattömeget dolgoz fel, szintetizálja a különböző adathordozókból nyert információkat, szűri, kiválogatja azokat a tudáselemeket, -irányokat, amelyek az adott probléma megoldása szempontjából relevánsak. E kombinációkra szűkítve a K+F-erőfeszítéseket, gyorsabb és pontosabb fejlesztésre van lehetőség.*

Weitzman [1998] rekombináns növekedés modelljét⁵ a mesterséges intelligencia ez utóbbi képességére alkalmazva, azt állíthatjuk, hogy az képes új tudást generálni. A rekombináns növekedésméletében Weitzman azt fogalmazta meg, hogy az új ötletek, az innovációk a meglévő tudás újfajta kombinációira vezethetők vissza. A tudás a létező tudáselemek egymásra épülése és az egyes elemek újfajta kombinációi révén gyarapodik. Összességében a mesterséges intelligenciának ez utóbbi, a kutatás-fejlesztés módszereit forradalmasító képessége az, amellyel a technológia gazdasági hatásait megfigyelők alátámasztják az optimizmusukat. A következőkben a mesterséges intelligenciának ezeket az optimizmusra okot adó hatásait tesszük nagytító alá.

Gazdasági hatások: növekedés és termelékenység

A Gartner tanácsadó cég által bevezetett hypeciklus⁶ fogalma arra utal, hogy radikális technológiai újdonságok megjelenése idején, az újonnan felbukkanó technológiák várható rövidtávú hatásaival kapcsolatos várakozások általában túlzottan optimisták. A technológia fejlődésének korai szakaszára jellemző optimizmust rendre kiábrándulás követi, ennek következtében a várható hosszú távú hatásokkal kapcsolatos vélemények általában túlságosan alábecsülik az új technológiák indukálta valóságos változások erejét. Nincs ez másképp a mesterséges intelligencia megjelenését követően sem.

Az optimizmusra amúgy is hajlamos *McKinsey Institute* például a gazdasági növekedés páratlan felgyorsulását jósolja jelentésében (*Bughin* és szerzőtársai, 2018). Eszerint a mesterséges intelligencia hatékonyságot növelő hatása, valamint az innovációs folyamatokat támogató és katalizáló hatása következtében, a globális növekedés évente legalább 1,2 százalékkal, 2030-ig összesen 16 százalékkal gyorsul fel. A *PWC* óvatosabb becslése szerint ez az érték 14 százalék (vagyis a világ GDP-je 2030-ban 14 százalékkal lesz magasabb annál, mint amennyivel (mesterséges intelligencia híján) egyébként is nőtt volna 2030-ig (*PWC*, 2018).

Ami az innovációs folyamatok felgyorsítását illeti, valóban a mesterséges intelligencia a tudományos kutatás termelékenységét növelő, a kutatási folyamatot radikálisan felgyorsító metatechnológiának⁷ tekinthető (*Agrawal–McHale–Oettl*, 2019). Egyrészt a mesterséges intelligencia növeli a meglévő tudás összegyűjtésének és feldolgozásának termelékenységét, másrészt a korábbi számítógépes adatelemzéseket (például kemoinformatikai, bioinformatikai, anyaginformatikai elemzéseket) magasabb szintre emeli azzal, hogy többféle információhordozón kódolt adatokat integrál és bigdata-megoldásokat alkalmaz a szabályosságok és a mélyebb összefüggések feltérképezésére. Így támogatja a meglévő tudáselemek új kombinációinak létrehozását. *Agrawal–Choudhary* [2016] erre a „magasabb szintre” utal, amikor az *adatvezérelt tudományt*, a tudomány három korábbi fejlődési korszakát – az empirikus (kísérleteken alapuló), az elméleti (absztrakt levezetésekben és bizonyításon alapuló), és az informatikai (számítástechnikai és szimulációkra alapozott) – követő *negyedik tudományos paradigmaként* írja le.

⁵ A meglévő tudáselemek új kombinációjaként felfogott innováció hosszabb múltra tekint vissza: eredetileg *Schumpeter* [1934, 1980] A gazdasági fejlődés elmélete című könyvében foglalkozik ezzel.

⁶ Lásd: <https://www.gartner.com/technology/research/methodologies/hype-cycle.jsp>.

⁷ Az orvostudományban, a közgazdaságtanban és más tudományágakban egyre nagyobb szerepe van az ún. metaanalízisnek, más néven szisztematikus irodalomelemzésnek, amely statisztikai módszerekkel nagy mennyiségű elemzést dolgoz fel és rámutat az azonos témakörben elvégzett kutatások eltérő eredményeinek okaira (lásd például: *Stanley*, 2001).

A negyedik tudományos paradigma kifejezés arra utal, hogy a mesterséges intelligencia megoldást kínál a növekedés lassulását okozó egyik alapvető problémára: arra, hogy új tudás létrehozásához ma már átláthatatlan és feldolgozhatatlan mennyiségű, különböző diszciplínákba tartozó tudást kellene áttekinteni, szintetizálni, és e tudáselemekből új kombinációkat létrehozni (*Bloom és szerzőtársai, 2017; Jones, 2009*).⁸ A mesterséges intelligencia mint az innovációs folyamatokat támogató általános célú technológia hozzájárul a technológiai élvonal kijebb tolódásához, ami – bizonyos feltételek teljesülése esetén – felgyorsítja a gazdasági és a termelékenységnövekedést.

Ahhoz azonban, hogy ez az elméleti lehetőség bekövetkezzen, egyrészt nagy tömegű technológiaorientált vállalkozásalapításra, és e vállalkozások növekedésének megfelelő támogatására van szükség, másrészt arra, hogy a technológia elterjedjen, behatoljon a gazdaság számos szektorába, növelve azok termelékenységét. Mindez jelentős komplementer beruházásokat és vállalatszervezeti, munkaszervezési innovációkat igényel.

Az alkalmazási területeket részletező fejezet egy további mechanizmust sugall, amelynek révén a mesterséges intelligencia pozitív termelékenységnövekedési hatása érvényesül: *növeli a képzett munkaerő foglalkoztatásának hatékonyságát.*

A mesterséges intelligencia számos alkalmazása ugyanis afféle asszisztensként támogatja a képzett munkaerő feladatait (*Davenport–Ronanki, 2018; Rouse–Spohrer, 2018*). Gondoljunk például az egészségügyi döntéstámogatási alkalmazásokra! Amennyiben a mesterséges intelligencia nagy tömegű diagnosztikai feladatokat vesz át a szakképzett orvosoktól, sőt, terápiás javaslatokat is tesz, az orvosok munkaidejük nagyobb részét komplexebb, kevésbé egyértelmű problémák megoldásának szentelhetik.

Az IBM Watson for Oncology mesterséges intelligencia-alkalmazását például Kína számos (2017 végén 50) onkoterápiás intézményében használják az orvosi döntések támogatására. A Watson a páciensek adatait (az eddigi vizsgálatok eredményeit) összeveti az adott betegségről szóló nagy tömegű tudományos publikáció eredményeivel és ennek alapján javaslatot tesz, milyen terápiát alkalmazzanak a továbbiakban (Sun–Medaglia, 2019).

Ugyanez a mechanizmus működik az ügyfélszolgálatok chatbotjai⁹ esetében: a rutin kérdéseket a mesterséges intelligencia válaszolja meg, a rutinproblémákat is a mesterséges intelligencia kezeli, a humán foglalkoztatottak a relatíve komplex problémák megoldásával foglalkozhatnak. Egy további példa: a mesterséges intelligencia összegyűjti a jogászok számára a releváns dokumentumokat, például a korábbi hasonló jogeseteket. Ugyanakkor az eljárás során követett stratégiát már a humán foglalkoztatottak tervezik és valósítják meg (*Brynjolfsson–Mitchell, 2017*). Hasonló támogatást nyújt a mesterséges intelligencia a generatív modellezés esetében. Egyfelől a mesterséges intelligencia a tervezőknél jóval gyorsabban és több variációban hozza létre az új termékek terveit, másfelől azonban a tervezők szabják meg, hogy milyen paramétereknek kell az új termékeknek megfelelniük, illetve ők tesztelik, validálják és választják ki az optimálisnak ítélt változatot. Összességében a mesterséges intelligencia támogatásával a tervezők munkájának termelékenysége emelkedik.

Ami az előbbi példát illeti, az elemző könnyen asszociálhat *Schmitz–Strambachnak* [2009] a K+F nemzetköziesedéséről és vállalati szervezeten belüli (akár a periférikus leányvállalatokhoz történő) kihelyezéséről szóló írására. A szerzők leszögezik, hogy a

⁸ *Bughin–Hazan* [2017] frappáns hasonlata szerint, a korábbi ipari forradalmak arról szóltak, hogy miként lehet az emberek *erejét* gépek segítségével fokozni. A mesterséges intelligencia korszaka ezzel szemben arról szól, hogy miként lehet az emberek *eszét* gépek segítségével erősíteni.

⁹ A chatbot felhasználók, ügyfelek online érkező kérdéseire választ küldő, előre programozott, vagy különböző adatbázisokhoz csatlakozó, és a válaszadáshoz ezeket felhasználó chat alkalmazás.

probléma megoldását (célzó K+F-tevékenység kihelyezhető vagy kiszervezhető. A probléma definiálása az, amit a vállalati központban célszerű megtartani, ez az, ami a tulajdonosi előnyökkel (Dunning, 1993) leginkább összefüggő tevékenység. Az ember és a gép (a mesterséges intelligencia) közötti munkamegosztásra is alkalmazható ez az analógia. A mesterséges intelligencia egyre nagyobb mértékben, egyre hatékonyabban támogatja a problémák megoldását. Ezek *definiálása* azonban humán intelligenciát igényel.

A döntéstámogatás előbbi eseteiben a mesterségesintelligencia-megoldások kedvező termelékenységi hatása a technológia *komplementaritási hatására* vezethető vissza, arra, hogy a technológia a szakképzett emberi munkaerőt támogatja: lehetővé teszi, hogy a munkaideje nagyobb részében valóban kreatív, nagy hozzáadott értékű feladatokat végezzen, és ilyen módon növekedjen munkájának a termelékenysége.

A technológia és a termelékenységemelkedés összefüggését emellett egy másik hatásmechanizmus is befolyásolja, mégpedig a *helyettesítési hatás*: esetünkben a kognitív feladatok (üzleti folyamatok) automatizálása. A mesterségesintelligencia-megoldások segítségével egyre több tevékenység automatizálható. A példák között szerepel a termelésütemezés, a minőségellenőrzés, a vállalati adatbevitellel, illetve az adatok integrálásával kapcsolatos feladatok, az adminisztrációs feladatok, a bérszámfejtés, a számlázás, a megrendelések kezelése. Automatizálható a vevőszolgálat, az ügyfélkapcsolatmenedzsment, bizonyos újságírói feladatok, meghatározott vagyoni védelmi és biztonsági feladatok, radiológiai és egyéb diagnosztikai feladatok, és automatizálható a befektetési- és menedzsmenttanácsadás(i feladatok egy része).

A példák sokfélesége azt mutatja, hogy *a technikai helyettesítés* (a munka-tőke arány megváltoztatásának) *modern*¹⁰ *történetében most először a mesterséges intelligencia nem csupán az alacsony, hanem a magas képzettséget igénylő tevékenységeket is képes automatizálni*, gépi megoldással helyettesíteni (Acemoglu–Restrepo, 2018).

Bár a menedzsment-szakirodalomban és a sajtóban leírt esetek többségében (például: Davenport–Ronanki, 2018) hangsúlyozták, a mesterségesintelligencia-megoldások telepítésének nem az volt a célja, hogy a munkaerő egy részét elbocsássák, hanem a növekvő mennyiségű rutinfeladat megoldásához kívántak a cégek a meglévő alkalmazottaiknak „gépi segítséget nyújtani”, a termelékenység szempontjából az eredmény hasonló: ugyanazt az outputmennyiséget kevesebb foglalkoztatott hozza létre, vagy ugyanannyi foglalkoztatott jóval több outputot termel.

Az automatizálás példái jól mutatják a technológia humán kapacitást helyettesítő hatását, mégpedig az alacsony és magas képzettséggel rendelkező humán kapacitását egyaránt. Meghatározott vállalati folyamatok mesterséges intelligencia alapú automatizálása tehát a klasszikus módon (a tőkeintenzitás növelésével) növeli a termelékenységet.

A szakirodalomban jelenleg erős vita folyik arról, hogy vajon a mesterséges intelligencia esetében a technológia komplementaritása, vagyis a munkaerőt támogató hatása, vagy inkább a helyettesítési, a munkaerőt kiváltó hatása az erősebb, illetve miként alakul középtávon e két hatás egyenlege (Martens–Tolan, 2018 áttekintését). Ez a kérdés, vagyis a technológia középtávú foglalkoztatási hatása – megfelelő adatok híján ma még nem eldöntött. Martens–Tolan [2018] nagyszámú közgazdasági modellalapú közelítést tekint át, amelyek még a mesterséges intelligencia megjelenését megelőző időszakok adatait (informatika, robotizáció) használják e kérdések megválaszolásához: egymással ellentétes eredményekre jutnak, és eltérő előrejelzéseket fogalmaznak meg.

Ami azonban a mesterséges intelligencia termelékenységre gyakorolt hatását illeti, itt legfeljebb a hatás erejével kapcsolatban merülhetnek fel kérdések, az irányával kapcsolatban

¹⁰ A gőzgép és a gépi szövés elterjedését elvileg értelmezhetjük úgy, hogy az feleslegessé tette a relatíve magas képzettségű kézműveseket, automatizálta a munkájukat és az alacsonyan képzett gyári munkások iránt támasztott keresletet.

nem. Mindhárom hatásmechanizmus alapján, amelyet ebben a fejezetben tárgyaltunk, azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a mesterséges intelligencia közvetlen pozitív hatást gyakorol a termelékenységre.

Emellett közvetett pozitív hatásokkal is számolhatunk: *Brynjolfsson–Hui–Liu* [2018] például azt vizsgálták, vajon a mesterséges intelligenciaalapú gépi fordítás minőségének javulása és alkalmazása a nagy online kereskedelmi platformok (az eBay) esetében képes-e növelni az adott csatornán folytatott kereskedelmet. A szerzők egyértelmű pozitív összefüggést fedeztek fel: a gépi fordítás minőségének javulása növelte az adott kereskedelmi csatorna forgalmát, ami a kapcsolódó szektorok esetében közvetve hozzájárult a termelékenység növekedéséhez. A példát általánosítva azt állíthatjuk, hogy ha a mesterséges intelligencia meghatározott szolgáltatási tevékenységek termelékenységét erőteljesen növeli, ez közvetve pozitív hatást gyakorol más – ipari és szolgáltatási – ágazatok termelékenységére is: például mindenütt nő a termelékenység, ahol az automatizált adminisztrációt, a gépi fordítást, vagy a generatív tervezést felhasználják.

Egy másik közvetett pozitív hatás azzal függ össze, hogy a mesterséges intelligencia és más digitális technológiák következtében felgyorsult az egyes iparágak és piacok koncentrációja, és tovább erősödött az ún. szupersztár cégek teljesítménye (*Manyika és szerzőtársai*, 2018; *Van Reenen*, 2018). A cégek (árbevétel alapján mért) felső öt-tíz százalékának teljesítménye nem csupán az aggregált teljesítmény (például összes értékesítés, profit) növekvő hányadát teszi ki (*Bajgar és szerzőtársai*, 2019), de a termelékenység tekintetében is egyre nő a különbség a „hiperproduktív” cégek javára. Ezeket a folyamatokat úgy értékelhetjük, hogy az új technológiák növelték az *allokációs hatékonyságot*: a termelékenyebb cégek egyre nagyobb mértékben járulnak hozzá a gazdasági teljesítményhez.¹¹

Elképzelhető közvetett negatív hatás is, mégpedig az ún. *Baumol*-betegséggel (*Baumol*, 1967) összefüggésben.

Baumol modelljében a technológia fejlődése a feldolgozóipari termelékenységet növeli. A munka tőkével való helyettesítése következtében a feldolgozóiparban felszabaduló munkaerő a relatíve munkaintenzívebb, alacsonyabb termelékenységű szolgáltatásokba vándorol át. A termelékenységemelkedés jóléti hatása a szolgáltatások iránti keresletet növeli, különösen azért, mert a termelékenységemelkedés következtében csökkenő árú feldolgozóipari termékek iránt a kereslet viszonylag hamar telítődik, továbbá, mert különbség van a feldolgozóipari termékek és a szolgáltatások iránti kereslet jövedelemrugalmassága között. Összességében a szolgáltatási szektornak mind a foglalkoztatottsága, mind a GDP-hozzájárulása emelkedik. A makrogazdasági szerkezet változása, a szolgáltatási szektor részarányának növekedése ugyanakkor lefékezi a nemzetgazdasági szintű termelékenységjavulást.

A mesterséges intelligencia nem csupán a feldolgozóiparban, de számos szolgáltatási ágazatban radikális termelékenységemelkedéshez vezet,¹² ami a szolgáltatásokon belül is előidézheti a *Baumol*-tétel érvényesülését, a munkaerő egy részének a magas/növekvő termelékenységű szolgáltatási ágazatokból az alacsonyabb termelékenységű (kisebb termelékenységnövekedésre képes) ágazatokba való átáramlását (*Sorbe és szerzőtársai*, 2018).

¹¹ Más szemszögből nézve az alsó 90–95 százalék felzárkózásának elmaradása a termelékenység lassú növekedésére is részleges magyarázatot ad.

¹² Vegyük figyelembe, hogy szolgáltatási szektor alacsony termelékenysége és termelékenységének lassú növekedése nem minden szolgáltatási ágazatra és nem minden időszakra igaz: az információtechnológiai forradalom például erőteljesen növelte a tudásalapú üzleti szolgáltatások termelékenységét. *Sorbe* és szerzőtársai [2018] friss adatokkal mutatják be a szolgáltatási ágazatok közötti termelékenységemelkedésbeli különbségeket.

Nem egyértelmű ugyanakkor, hogy a *Baumol*-hatás ezúttal is érvényesül. *Autor–Salomons* [2018] és *Bessen* [2018] egyaránt felhívták a figyelmet arra, hogy a gyorsan növekvő termelékenységű iparágak kibocsátása iránt a kereslet gyakran hosszú ideig továbbra is nő, ami a keresletnövekedés mértékétől és időbeli hosszától függően, mind a termelékenységre, mind a foglalkoztatottságra erős pozitív hatást gyakorol.¹³ Ma még nem tudható, hogy miként alakul és milyen gyorsan telítődik a növekvő termelékenységű szolgáltatások iránt a kereslet.

A mesterséges intelligencia egy további, közvetett negatív termelékenységi hatása keresleti ágon jelentkezhethet. Nem látható még, hogy a foglalkoztatottak mekkora hányada esetében érvényesül a mesterséges intelligencia helyettesítési hatása, vagyis miként alakul az aggregált kereslet a fejlett országokban. Nem tudni, milyen sebességgel keletkeznek és válnak statisztikailag számottevővé az új, tudásalapú szolgáltatások. Ha a pesszimista forgatókönyvek valósulnak meg és jelentős technológiai munkanélküliségre kell számítani, mert a mesterséges intelligencia számos szolgáltatási tevékenységet automatizál, és új feladatok, új állások csak lassan keletkeznek, az keresleti ágon lefékezheti a gazdasági és a termelékenységnövekedést (*Gries–Naudé*, 2018).

Összességében, ami a mesterséges intelligencia *közvetett*, közép- és hosszabb távú termelékenységi hatásait illeti, a folyamatok csupán nagyfokú bizonytalansággal jelezhetők előre. A mesterséges intelligencia *közvetlen* termelékenységi hatása ugyanakkor egyértelműen pozitív. Következésképpen, az ebben a fejezetben áttekintett hatásmechanizmusok fényében még rejtélyesebbnek tűnik a termelékenységnövekedés mutatóinak a várakozásokat mélyen alulmúló alakulása a fejlett országokban. Itt az ideje, hogy újra feltegyük a kutatási kérdésünket, és megvizsgáljuk, hogy miért nem került még sor technológiavezérelt termelékenységnövekedésre, illetve, mit várhatunk a közeljövőben?

Miért késik a termelékenység technológiavezérelt növekedése?

A lehetséges magyarázatok között említsük elsőként a mérési nehézségeket. A nemzeti számlák elméleti kereteinek hiányosságait és a gyakorlati mérési problémákat könyvtári irodalom tárgyalja (lásd: *Syverson*, 2017 áttekintését és *Hüttl*, 2011 összefoglalóját). A mérési nehézségeket és torzításokat elemző írások többsége az inputokkal (a termelékenységi mutató nevezőjével) foglalkozik, például azzal, hogy a termelési tényezők minőségének változása nehezen számszerűsíthető, és a mennyiségi és minőségi hatások nem választhatók kellő pontossággal szét, habár – mint *Hüttl* [2017] bemutatja – ezen a téren hosszú évek módszertani fejlesztései már komoly javulást hoztak.

Kutatási témánk szempontjából a termelékenységi mutató számlálójának mérésével kapcsolatos problémák relevánsabbak. A mesterségesintelligencia-megoldásoknak a fogyasztói többletet jelentő (jólétet növelő) hatásai ugyanis nagyon kevésbé mutathatók ki a nemzeti számlákban. Erős torzítást okoz például, hogy megoldatlan a nem piaci szolgáltatások termelékenységének és minőségének mérése.¹⁴ Hogyan értékeljük például azt, hogy a mobiltelefonos applikációként elterjedő egészségügyi döntéstámogatási alkalmazások több embert, kisebb költséggel, és a korábbiaknál jóval rövidebb idő alatt segíthetnek hozzá orvosi diagnózishoz?¹⁵ A mesterséges intelligenciaalapú, személyre szabott oktatást nyújtó applikációk hatása szintén nem mutatható ki a termelékenységi statisztikában. A

¹³ *Bessen* [2018] például évszázados gazdaságtörténeti adatsorokkal bizonyítja, hogy *Baumol* elmélete csupán meghatározott időszakokban és meghatározott iparágakban körében írta le a valós folyamatokat. Bár a feldolgozóipar egészét és a szolgáltatási szektor egészét tekintve valóban voltak olyan időszakok, amikor *Baumol* elmélete érvényesült, több iparág gazdaságtörténetében a technológia gyors fejlődése hosszabb-rövidebb ideig a foglalkoztatás gyors növekedésével járt együtt. Sőt a foglalkoztatás későbbi csökkenése is iparág-specifikusan alakult – a folyamatokat leginkább az adott termék iránti kereslet alakulása befolyásolta.

¹⁴ A szerző köszönettel tartozik e cikk anonim opponensének, aki felhívta a figyelmét erre a szempontra.

¹⁵ A bőrelváltozásokat elegendő (lesz) például lefényképezni, és a beteg – bármely periférikus régióban éljen is – a mesterséges intelligencia alapú online diagnosztikai megoldás segítségével azonnal diagnózishoz jut.

termelékenységi statisztikák nem tartalmazzák az „okos városok” közlekedést segítő megoldásainak időt megtakarító hatását, az önvezető és a megosztásos mobilitási technológiáknak a dugók és a balesetek számát csökkentő és a levegő szennyezettségét mérséklő hatását, vagy éppen a mesterséges intelligencia egyes alkalmazásainak biztonságot növelő hatását.

A várakozásoknál jóval gyengébb termelékenységnövekedésnek két másik, egymással összefüggő oka a pozitív hatások érvényesülésének jelentős idő- és komplementer beruházásigénye. Ennek megvilágításához induljunk ki a mesterséges intelligencia munkaerőpiaci hatásait vizsgáló írásokból, mégpedig a következő megállapításokból. Az eddigi tapasztalatok azt mutatják, hogy a mesterséges intelligencia gyorsan növeli az automatizálható feladatok számát. Gyakorlatilag az összes állás tartalmaz automatizálható feladatokat, ellenben nagyon kevés olyan állás van, amely teljes egészében automatizálható (*Brynjolfsson–Mitchell–Rock*, 2018; *Chui és szerzőtársai*, 2015). Ebből az következik, hogy a munkaadóknak újra kell gondolniuk alkalmazottaik feladatainak összetételét: minden egyes állás esetében újra kell definiálni a feladatköröket, egyes korábbi feladatokat leválasztani és automatizálni, helyettük más feladatokat allokálni, vagyis az összes feladatkört át csoportosítani. Ez átfogó munkaszervezési és vállalatszervezeti átalakítást tesz szükségessé. A mesterséges intelligencia alkalmazásaiból fakadó helyettesítési és komplementaritási hatások akkor növelik a termelékenységet, ha ezekre az átalakításokra is sor kerül.

Mindez természetesen nem megy egyik napról a másikra. Egyrészt a mesterségesintelligencia-megoldások komplementer hardver- és szoftverberuházásokat igényelnek (és az esettanulmányok arról tanúskodnak, a mesterségesintelligencia-rendszerek integrálása a meglévő vállalati informatikai rendszerekbe meglehetősen időigényes folyamat). Másrészt az új szervezeti felállás kialakítása és a feladatok, munkakörök újradefiniálása nem csupán *egyszeri* alkalom. Ellenkezőleg, a változás szinte folyamatos: a technológia, pontosabban az alkalmazás vállalatspecifikus elemei fejlődnek az adott cég igényeinek, elvárásainak megfelelően. Mindeközben a foglalkoztatottak elsajátítják az új ember–gép munkamegosztást, és fokozatosan felszámolják az újonnan keletkező szűk keresztmetszeteket. Időbe telik a feladatkörök optimalizálása, mivel ez kísérletezést, visszacsatolásokat sorozatát, képzést, esetleg új alkalmazottak felvételét, a meglévők egy részének elbocsátását teszi szükségessé.

Összességében a mesterséges intelligencia sikeres integrálásához át kell alakítani az üzleti folyamatokat, ami jelentős mennyiségű és költségű komplementer beruházást igényel. *Brynjolfsson–Rock–Syverson* [2019] megfogalmazásában jól mérhető mennyiségű erőforrásokat kell fordítani olyan célokra, amelyek a cégek kevéssé mérhető immateriális tőkéjét¹⁶ gyarapítják. Egy ideig tehát csak az inputok nőnek, látható output-növekedés nélkül, ami természetesen megmutatkozik a termelékenységi mutatók romlásában. Később (gyakran jóval később¹⁷), mielőtt az elengedhetetlen komplementer beruházások beérnek, vagyis lehetővé teszik, hogy az új technológia termőre forduljon és kedvező termelékenységi hatása érvényesüljön, a termelékenységemelkedés üteme látszólag megugrik. Pedig csupán arról van szó, hogy a korábbi, „kárba vesztettnek” gondolt beruházások hatása jelentős késleltetéssel kezd érvényesülni. A technológiavezérelt termelékenységnövekedés késlekedése tehát részben azzal függ össze, hogy sok helyen, ahol már beruháztak ugyan mesterséges intelligencia alapú

¹⁶ Az immateriális tőke olyan, zömében nem tárgyiasult stratégiai erőforrás, amelyet a vállalati értékteremtő folyamatokban használnak fel, és amelytől a cégek a profitjuk jövőbeli növekedését várják (*Corrado és szerzőtársai*, 2005).

¹⁷ *Brynjolfsson–Rock–Syverson* [2019] írása szemléletes gazdaságtörténeti analógiára mutat rá: az elektromosság feltalálását követően egy generációnyi időnek kellett eltelnie ahhoz, hogy rájöjjenek, miként kell a gyárakat úgy áttervezni, hogy optimálisan integrálhassák az elektromos áramot a termelésbe.

megoldásokba, a termelékenység számottevő emelkedéséhez elengedhetetlen komplementer beruházások még nem történtek meg, vagy nem váltak termővé.

A lanyha termelékenységemelkedés egy másik oka az, hogy a mesterséges intelligencia elterjedése lassabb, mint amit a kutatók korábban feltételeztek. Bár a sajtócikkek és az üzleti szakirodalom az eredményekre és a sikertörténetekre fókuszál, még a technológia nyilvánvaló költségmentekarító alkalmazásai esetében is hosszú késleltetéssel kell számolnunk.

Ezt az állítást szemléletesen példázza a telefonos/online ügyfélszolgálati álláshelyek alakulása az Egyesült Államokban. A Site Selection Group 2019-es jelentése szerint, 2018-ban az USA-ban közel 50 ezer új call center állás jött létre, zöldmezős projekttel, meglévő call center cégek bővülésével és korábban külföldre kiszervezett tevékenységek visszatelepítésével. Természetesen ellenkező irányú mozgásra is sor került (leépítés, bezárás, kiszervezés), ez kicsit több mint 16 ezer állást érintett, de a call center tevékenység egyesült államokbeli nettó bővülése azt mutatja, a mesterségesintelligencia-alapú megoldások helyettesítési hatása még nem bontakozott ki ebben az iparágban.

A mesterséges intelligencia terjedésének intenzitása¹⁸ még a technológiai élvonalhoz közeli országokban is mélyen a technológiát övező hype alapján feltételezett mérték alatt maradt, legfeljebb részleges és kísérleti alkalmazásokra került eddig szélesebb körben sor.

Azt is látnunk kell, hogy a legtöbb alkalmazásban maga a technológia sem kiforrott még, hanem hosszú további fejlesztésre szorul.

Az IBM Watson for Oncology megoldást például az IBM nem is dobta hivatalosan piacra, mivel az éles tesztek során számos problémára derült fény. Strickland [2019] beszámol arról, hogy az IBM egyik stratégiai partnere, az MD Anderson Rákközpont 62 millió dollárt költött a megoldás fejlesztésére és tesztelésére, és végül eredménytelennek nyilvánította a projektet. Ez az összeg eltörpül a több mint 80 milliárd (!) dollárhoz képest, amelyet a Brookings Institute kutatása szerint eddig a mesterséges intelligencia alapú önvezető autózás technológiájára fordítottak (Kerry–Karsten, 2017). Ezek és még sok hasonló tőke- és munkabefektetés máig nem eredményezett piaci termékeket.

Az önvezető autók példája néhány egyéb tényezőt is jól illusztrál, amelyek további részleges magyarázatként szolgálnak ahhoz a kérdéshez, hogy miért nem indított (még) el a mesterséges intelligencia technológiavezérelt gazdasági növekedést. Nem csupán arról van szó ugyanis, hogy sok más mesterségesintelligencia-megoldáshoz hasonlóan maga az önvezető technológia – minden eddigi meggyőző kísérleti eredmény ellenére – még fejlesztésre szorul. Még ha kiforrott technológiát és a kapcsolódó jogi és szabályozási kérdéseknek a gyors megoldását tételezzük is fel, a technológia elterjedését általában egyéb problémák is hátráltatják. A konkrét esetben ilyen például a nem önvezető járműpark kivezetése, pontosabban az átállás elhúzódó hibrid technológiai időszakának rövidítése. A technológia elterjedéséhez az üzleti és közlekedési modellek, és a társadalmi szokások átalakulása is elengedhetetlen. A kedvező

¹⁸ Lásd Comin–Mestieri [2013] írását a technológia terjedésének extenzív és intenzív összetevőjéről és ennek összefüggéséről az országok közötti teljesítménykülönbségekkel. Az OECD [2019b: 44. o.] adatai szerint, a nagy adattömegre alapozott technológia egyes megoldásait (ez nem feleltethető meg egyértelműen a mesterséges intelligenciának, de a mért változók közül ez áll a legközelebb hozzá) 2018-ban, a 10 főnél több foglalkoztatottal rendelkező cégek átlagosan mindössze 12,4 százaléka használja az OECD-országokban (az arányok 22 százaléktól és 3,2 százaléktól szóródtak). Az EU28 feldolgozóipari cégei körében ez az arány 7 százaléktól volt (u.o. 45. o.).

hatások nem azonnal jelentkeznek, és e hatások ráadásul gyakran csak többszörös áttétellel befolyásolják a termelékenységi mutatókat.

A másik oldalról – bár a járművezetés automatizálása állásokat szüntet meg,¹⁹ ami ugyan egyértelműen javítja e technológiát alkalmazó ágazatok termelékenységét – ma még nem lehet tudni, hogy a felszabaduló munkaerő milyen termelékenységi mutatókkal jellemezhető iparágakban talál majd munkalehetőséget. Számolni kell azzal a hatással is, hogy az önvezető autózás (továbbá az elektromos meghajtású gépkocsikra történő áttérés és az új közlekedési modellek: a megosztásos mobilitási formák) elterjedésével kevesebb gépkocsira lesz szükség, ami a gyártás munkaerőigényére is befolyást gyakorol. Kérdés, hogy a munkanélküliség ezekre a hatásokra visszavezethető (átmeneti) emelkedése milyen negatív keresleti hatással jár, ami szintén erőteljesen befolyásolja a termelékenységet.

Figyelembe kell vennünk azt is, hogy a termelékenység alakulását számos egyéb, a technológián kívüli (gazdasági és intézményi) tényező befolyásolhatja. Ezek gyorsíthatják, vagy gátolhatják, esetenként mérsékelhetik, vagy akár ki is olthatják a technológia fejlődésének kedvező termelékenységi hatását, esetleg jó ideig nem engedik kibontakozni azt. A gátló hatásra példa a reálszféra elégtelen állóeszköz- és immateriális- és felhalmozása, vagy az, ha a munkaerőpiaci kínálat és kereslet közötti szakadék fékezi a termelékenység emelkedését (Gordon, 2018; OECD, 2019a), a kedvező hatások ellentételezésére (átmeneti kioltására) pedig a mesterséges intelligencia fejlődésének a termelékenység szempontjából kedvezőtlen keresleti és gazdaságszerkezeti hatása (Gries–Naudé, 2018).

Mindebből nyilvánvalóan következik, hogy megengedhetetlen leegyszerűsítés a termelékenység alakulását kizárólag a technológia fejlődésének függvényében vizsgálni. A technológia mégoly gyors fejlődése sem gyakorol önmagában, rövidtávon közvetlen hatást a termelékenységre.

Ahogy az eddigi gondolatmenetből kiderül, a szerző a technológia gazdasági és a termelékenységre gyakorolt várható hatásait optimistán megítélő megfigyelők álláspontját osztja: megfelelő gazdaságpolitikai szabályozók és ösztönzők kialakításával²⁰ és az elengedhetetlen komplementer beruházások termőre fordulásával az intuíciónk sugallta termelékenységemelkedésre középtávon sor fog kerülni. További módszertani fejlesztésekre, például a mutató megfelelő mérésére a nemzetgazdasági összes jövedelem újradefiniálására²¹ ugyanakkor már rövidtávon is sürgős szükség van.

Hivatkozások

Acemoglu, D. – Restrepo, P. [2018]: Low-skill and high-skill automation. *Journal of Human Capital*, Vol. 12., No. 2., 204–232. o.

Adler, G. – Duval, M. R. A. – Furceri, D. – Sinem, K. – Koloskova, K. – Poplawski-Ribeiro, M. [2017]: Gone with the headwinds: global productivity. IMF Staff Discussion Note, No. 17/04. International Monetary Fund.

Agrawal, A. – Choudhary, A. [2016]: Perspective: Materials informatics and big data: Realization of the “fourth paradigm” of science in materials science. *Apl Materials*, Vol. 4., No. 5.

Agrawal, A. K. – Gans, J. S. – Goldfarb, A. [2019]: Prediction, Judgment and Complexity: A Theory of Decision Making and Artificial Intelligence. In: Agrawal, A. – Gans, J. – Goldfarb,

¹⁹ Beede és szerzőtársai [2017] számításai szerint, az Egyesült Államokban, 2015-ben 15,5 millió álláshelyet veszélyeztetett valamilyen módon az önvezető technológia elterjedése. E sokaságot a konkrét tevékenységek alapján csoportosítva, a szerzők úgy becsülik, ezeknek az állásoknak hozzávetőleg az egynegyede fog megszűnni.

²⁰ A cikk nem tekinti feladatának, hogy a mesterséges intelligencia fejlesztésével, szabályozásával és elterjesztésével kapcsolatos gazdaságpolitikai javaslatokat tegyen.

²¹ A szerző köszönettel tartozik e cikk anonim opponensének, aki felhívta a figyelmét erre a szempontra.

- A. (Eds.): *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, University of Chicago Press, 89–110. o.
- Agrawal, A. – McHale, J. – Oettl, A. [2019]: Finding needles in haystacks: Artificial intelligence and recombinant growth. In: Agrawal, A. – Gans, J. – Goldfarb, A. (Eds.): *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, University of Chicago Press, 149–174. o.
- Autor, D. – Salomons, A. [2018]: Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share. *Brookings Papers on Economic Activity*, No. 1., 1–87. o.
- Baily, M. N. – Manyika, J. – Gupta, S. [2013]: US productivity growth: An optimistic perspective. *International Productivity Monitor*, Vol. 25., 3–12. o.
- Bajgar, M. – Berlingieri, G. – Calligaris, S. – Criscuolo, C. – Timmis, J. [2019]: Industry Concentration in Europe and North America. OECD Productivity Working Papers, No. 18., OECD Publishing, Paris.
- Baumol, W. J. [1967]: Macroeconomics of unbalanced growth: the anatomy of urban crisis. *The American Economic Review*, Vol. 57., No. 3., 415–426. o.
- Beede, D. N. – Powers, R. – Ingram, C. [2017]: The employment impact of autonomous vehicles. Letölthető: <https://ssrn.com/abstract=3022818>
- Bessen, J. E. [2018]: Automation and jobs: When technology boosts employment. Letölthető: <https://ssrn.com/abstract=2935003>.
- Bloom, N. – Jones, C. I. – Van Reenen, J. – Webb, M. [2017]: Are ideas getting harder to find? National Bureau of Economic Research Working Papers, No. 23782.
- Botsman, R. [2017]: Big data meets Big Brother as China moves to rate its citizens. *Wired UK*, 21. Letölthető: http://teomeuk.s3.amazonaws.com/wp-content/uploads/2017/11/05/Wired_Big_data_meets_Big_Brother_as_China_moves_to_rate_its_citizens.pdf
- Bresnahan, T. F. – Trajtenberg, M. [1995]: General purpose technologies ‘Engines of growth’? *Journal of Econometrics*, Vol. 65., No. 1., 83–108. o.
- Brynjolfsson, E. – Hui, X. – Liu, M. [2018]: Does machine translation affect international trade? Evidence from a large digital platform. National Bureau of Economic Research. Working Paper, No. 24917.
- Brynjolfsson, E. – Mitchell, T. [2017]: What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, Vol. 358., No. 6370., 1530–1534. o.
- Brynjolfsson, E. – Mitchell, T. – Rock, D. [2018]: What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy? In: *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 108, 43–47. o.
- Brynjolfsson, E. – Rock, D. – Syverson, C. [2019]: Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. In: Agrawal, A. – Gans, J. – Goldfarb, A. (Eds.): *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, 23–57. o., Chicago.
- Bughin, J. – Hazan, E. [2017]: The new spring of artificial intelligence: A few early economies. VOXEU. Letölthető: <http://voxeu.org/article/new-spring-artificial-intelligence-few-early-economies>
- Bughin, J. – Seong, J. – Manyika, J. – Chui, M. – Joshi, R. [2018]: Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy. McKinsey Discussion Paper, McKinsey Global Institute. Letölthető: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-modeling-the-impact-of-ai-on-the-world-economy?reload>
- Burridge, N. [2017]: Artificial intelligence gets a seat in the boardroom. *Nikkei Asian Review*, May 10, 2017. Letölthető: <https://asia.nikkei.com/Business/Artificial-intelligence-gets-a-seat-in-the-boardroom>

CB Insights [2018]: Top healthcare AI trends to watch. Letölthető: <https://www.cbinsights.com/research/report/ai-trends-healthcare/>

CB Insights [2019]: What's Next in AI? Artificial Intelligence Trends. Letölthető: <https://www.cbinsights.com/research/report/ai-trends-2019/>

Chandrasegaran, S. K. – Ramani, K. – Sriram, R. D. – Horváth, I. – Bernard, A. – Harik, R. F. – Gao, W. [2013]: The evolution, challenges, and future of knowledge representation in product design systems. *Computer-Aided Design*, Vol. 45., No. 2., 204–228. o.

Chui, M. – Manyika, J. – Miremadi, M. [2015]: Four fundamentals of workplace automation. Letölthető: <http://www.mckinsey.com/business-functions/business-technology/our-insights/four-fundamentals-of-workplace-automation>

Chui, M. – Manyika, J. – Miremadi, M. – Henke, N. – Chung, R. – Nel, P. – Malhotra, S. [2018]: Notes from the AI frontier: Applications and value of deep learning. McKinsey Global Institute Discussion Paper, April, Letölthető: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-applications-and-value-of-deep-learning?reload>

Comin, D. A. – Mestieri, M. F. [2013]: If Technology has arrived everywhere, why has income diverged? NBER Working Papers, No. 19010, National Bureau of Economic Research.

Corrado, C. A. – Hulten, C. R. – Sichel, D. E. [2005]: Measuring Capital and Technology: An Expanded Framework. In: *Corrado, C. – Haltiwanger, J. – Sichel, D. E.* (Eds.): Measuring Capital in the New Economy. University of Chicago Press, 11–46. o., Chicago.

Crandall, D. J. [2019]: Artificial Intelligence and Manufacturing. In: Manufacturing Policy Initiative [2019]: Smart Factories: Issues of Information Governance. School of Public and Environmental Affairs, Indiana University, 10–17. o., Bloomington.

Creemers, R. [2018]: China's Social Credit System: An Evolving Practice of Control. Letölthető: <https://ssrn.com/abstract=3175792>

Davenport, T. H. [2005]: The coming commoditization of processes. *Harvard Business Review*, Vol. 83., No. 6., 100–108. o.

Davenport, T. H. – Ronanki, R. [2018]: Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, Vol. 96., No. 1., 108–116. o.

Dunning, J. H. [1993]: Multinational Enterprises and the Global Economy. Addison-Wesley, Reading, MA.

Esteva, A. – Kuprel, B. – Novoa, R. A. – Ko, J. – Swetter, S. M. – Blau, H. M. – Thrun, S. [2017]: Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, Vol. 542., No. 7639.

Furman, J. – Seamans, R. [2019]: AI and the Economy. *Innovation Policy and the Economy*, Vol. 19., No. 1., 161–191. o.

Gordon, R. J. [2018]: Why Has Economic Growth Slowed When Innovation Appears to be Accelerating? National Bureau of Economic Research Working Papers, No. 24554.

Gries, T. – Naudé, W. [2018]: Artificial intelligence, jobs, inequality and productivity: Does aggregate demand matter? Letölthető: <https://ssrn.com/abstract=3301777>.

Grinin, L. E. – Grinin, A. L. – Korotayev, A. [2017]: Forthcoming Kondratieff wave, Cybernetic Revolution, and global ageing. *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 115., 52–68. o.

Grosz, B. J. – Stone, P. [2018]: A Century Long Commitment to Assessing Artificial Intelligence and its Impact on Society. *Communications of the ACM*, Vol. 61., No. 12.

Hüttl Antónia [2011]: Mit mérnek a nemzeti számlák? *Statisztikai Szemle*, 89. évf., 10–11. sz., 1098–1112. o.

Hüttl Antónia [2017]: A termelékenységszámítás néhány koncepcionális kérdése és statisztikai vonatkozása. *Statisztikai Szemle*, 95. évf., 6. sz., 576–598. o.

Jones, B. F. [2009]: The burden of knowledge and the “death of the renaissance man”: Is innovation getting harder? *The Review of Economic Studies*, Vol. 76., No. 1., 283–317. o.

Kerry, C. F. – Karsten, J. [2017]: Gauging investment in self-driving cars. Letölthető: <https://www.brookings.edu/research/gauging-investment-in-self-driving-cars/>

Manyika, J. – Ramaswamy, S. – Bughin, J. – Woetzel, J. – Birshan, M. – Nagpal, Z. [2018]: Superstars’: The dynamics of firms, sectors, and cities leading the global economy. *McKinsey Global Institute Discussion Paper*, October. Letölthető: https://smartnet.niua.org/sites/default/files/resources/mgi_superstars_discussion_paper_oct_2018-final.pdf

Martens, B. – Tolan, S. [2018]: *Will This Time Be Different? A Review of the Literature on the Impact of Artificial Intelligence on Employment, Incomes and Growth*. JRC Digital Economy Working Paper, No. 8, November 2018. Sevilla: European Commission Joint Research Centre.

OECD [2019a]: *OECD Compendium of Productivity Indicators*. Paris, OECD Publishing.

OECD [2019b]: *Measuring the Digital Transformation. A roadmap for the future*. Paris, OECD Publishing.

Pan, Y. [2016]: Heading toward artificial intelligence 2.0. *Engineering*, Vol. 2., No. 4., 409–413. o.

PWC [2018]: The macroeconomic impact of artificial intelligence. Letölthető: <https://www.pwc.co.uk/economic-services/assets/macro-economic-impact-of-ai-technical-report-feb-18.pdf>

Reenen, J. Van. [2018]: Increasing differences between firms: market power and the macro-economy. CEP Discussion Paper, No. 1576., Centre for Economic Performance, London.

Roco, M. C. – Bainbridge, W. S. [2002]: Converging technologies for improving human performance: Integrating from the nanoscale. *Journal of Nanoparticle Research*, Vol. 4., No. 4., 281–295. o.

Rouse, W. B. – Spohrer, J. C. [2018]: Automating versus augmenting intelligence. *Journal of Enterprise Transformation*, megjelenés alatt. Letölthető: <http://service-science.info/wp-content/uploads/2018/08/Rouse-Spohrer-Automating-Versus-Augmenting-Intelligence-12-21-17-copy.pdf>

Schmitz, H. – Strambach, S. [2009]: The organisational decomposition of innovation and global distribution of innovative activities: insights and research agenda. *International Journal of Technological Learning, Innovation and Development*, Vol. 2., No. 4., 231–249. o.

Schumpeter, J. A. [1934]: The theory of economic development. Cambridge MA, Harvard University. (Magyar nyelven: Schumpeter, J. A. [1980]: A gazdasági fejlődés elmélete. Budapest, Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó).

Schumpeter, J. A. [1939]: *Business Cycles. A Theoretical, Historical and Statistical Account of the Capitalist Process*. McGraw Hill, New York.

Site Selection Group [2019]: Call Center Location Trends Report. Letölthető: <https://www.siteselectiongroup.com/whitepaper-call-center-location-trends-report-2019>

Shoham, Y. – Perrault, R. – Brynjolfsson, E. – Clark, J. – Manyika, J. – Niebles, J. C. – Lyons, T. – Etchemendy, J. – Grosz, B. – Bauer, Z. [2018]: The AI Index 2018 Annual Report. AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Initiative, Stanford University, Stanford, CA.

Solow, R. [1987]: We’d Better Watch Out. *New York Times Book Review*, July 12th, 36. o.

Sorbe, S. – Gal, P. – Millot, V. [2018]: Can productivity still grow in service-based economies? OECD Economics Department Working Papers, No. 1531.

Stanley, T. D. [2001]: Wheat from chaff: Meta-analysis as quantitative literature review. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 15., No. 3., 131–150. o.

Strickland, E. [2019]: How IBM Watson Overpromised and Underdelivered on AI Healthcare. *IEEE Spectrum*, April. Letölthető: <https://spectrum.ieee.org/biomedical/diagnostics/how-ibm-watson-overpromised-and-underdelivered-on-ai-health-care>.

Sun, T. Q. – Medaglia, R. [2019]: Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. *Government Information Quarterly*, Vol. 36., No. 2., 368–383. o.

Syverson, C. [2017]: Challenges to mismeasurement explanations for the US productivity slowdown. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 31., No. 2., 165–186. o.

Szalavetz, A. [2019]: A technológia, a szakpolitika, vagy a társadalom: „Ki vezeti a táncot” az új műszaki gazdasági paradigma a hatodik hosszú hullám idején? In: Szanyi M. – Török Á. (szerk.): *Trendek és töréspontok*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 62–70. o.

Szanyi, M. [2019]: Műszaki fejlődés és hosszú távú gazdasági ciklusok. In: Szanyi M. – Török Á. (szerk.): *Trendek és töréspontok*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 13–39. o.

Taddy, M. [2018]: The technological elements of artificial intelligence. National Bureau of Economic Research Working Papers No. 24301.

Teulings, C. – Baldwin, R. [2014]: Secular stagnation: facts, causes and cures. Centre for Economic Policy Research, London.

The Conference Board [2019]: The Conference Board Productivity Brief. Letölthető: [https://www.conference-](https://www.conference-board.org/retrievefile.cfm?filename=TED_ProductivityBrief_20191.pdf&type=subsite)

[board.org/retrievefile.cfm?filename=TED_ProductivityBrief_20191.pdf&type=subsite](https://www.conference-board.org/retrievefile.cfm?filename=TED_ProductivityBrief_20191.pdf&type=subsite)

Weitzman, M. L. [1998]: Recombinant growth. *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113., No. 2., 331–360. o.

Artificial intelligence and technology-driven productivity growth

ANDREA SZALAVETZ

Although the 2010s saw a great number of radical innovations emerging and diffusing in advanced economies, productivity failed to accelerate. One of them is artificial intelligence (AI), a general purpose technology, considered by many to become the basic technology of the coming new techno-economic paradigm. The paper analyses why the expectations of an AI-induced spectacular productivity growth have so far failed to materialize in advanced economies.